The Korean Communications
in Statistics Vol. 5, No. 2, 1998
pp. 361-371

자동공정관리에서 최적의 관리모수 선정[1)]

이 재 헌[2)]

요 약

공정수정을 목적으로 하는 자동공정관리는 품질특성치를 목표치에 가능한 일치하도록 공정을 조정하고 관리한다. 본 논문에서는 자동공정관리에서 정의되는 비용함수를 최소화하는 관리모수를 선정하는 방법을 제시한다. 이를 위하여 Lee(1997)가 제안한 비용함수의 추정식을 사용하며, Kramer(1989)와 Box와 Kramer(1992)에 의해 연구된 방법과 비교한 결과 본 논문에서 제안된 방법이 계산하기 간편하면서도 충분히 좋은 정확성을 갖음을 알 수 있었다.

1. 서론

자동공정관리(automatic process control 또는 engineering process control)는 통계적 공정관리(statistical process control)와 함께 공정관리 분야에서 널리 사용하고 있는 방법이다. 통계적 공정관리는 여러 가지 관리도를 사용하여 공정에 발생하는 이상원인(assignable cause)을 탐지하고 이를 제거하는 것을 목적으로 하고 있으며, 통계학자들이 선호하여 사용하고 있다. 반면에 공학자들이 주로 사용하고 있는 자동공정관리는 공정이 진행되는 동안 관측되는 품질특성치가 목표치에 가능한 일치하도록 조정가능한 입력변수(input variable)를 수정하여 관리하는 것을 목적으로 하고 있다. 실제 공정에서는 제거하거나 통제하기 어려운 요인들이 많이 존재하고 있다. 예를 들어 외부온도가 공정에 영향를 주는 경우, 이는 통제할 수 없는 요인중에 하나이다. 이 경우에는 전열기구나 에어콘 등을 이용, 실내온도(이것이 입력변수가 됨)를 조정하여 품질특성치가 목표치에 일치하도록 공정을 관리하는 것이 타당할 것이다. 위의 예는 자동공정관리를 유용하게 사용할 수 있는 아주 간단한 예가 될 것이다. 이와 같이 자동공정관리에서는 피드백(feedback) 조정, 피드포워드(feedforward) 조정, 또는 이 두가지 조정을 병행하는 방법을 사용하여, 통제하기 어려운 요인들로 인하여 품질특성치가 목표치에서 벗어나는 편차(deviation)를 조정가능한 입력변수(input variable)를 통하여 수정하고 조정하여 공정을 관리하고 있다. 본 논문에서는 일반적으로 많이 사용되고 있는 피드백 조정만을 고려하고자 한다(자동공정관리에 대한 전반적 내용은 Box, Jenkins와 Reinsel(1994, Part Ⅳ)과 Box와 Luceño(1997)를 참조).

자동공정관리의 설계는 여러 가지 비용(공정수정비용, 표본관측비용, 그리고 목표치에서 벗어남으로 발생하는 비용)을 고려한 기대비용함수를 설정하고, 이를 최소화하는 관리모수(관리한계와

1) 이 연구는 1997년 광주대학교 산업기술연구소의 연구비 지원으로 연구되었음
2) (503-703) 광주광역시 남구 진월동 592-1 광주대학교 산업정보공학과 조교수

표본추출간격)를 결정하는 것이다. 그러나 일반적으로 기대비용함수는 정확하게 계산하기 어렵기 때문에 기대비용함수의 추정에 대하여 많은 연구가 되어져 왔으며, 그 대표적인 예로는 Kramer (1989)의 연구를 들 수 있다. 그의 추정방법은 매우 정확하다고 알려져 있으나, 그 추정식이 매우 복잡한 형태이기 때문에 이를 최소화하는 최적모수의 계산에도 어려움이 있다. Lee(1997)는 간단한 이차함수를 이용하여 기대비용함수를 추정하는 방법을 제시하였고, 그 정확성 또한 Kramer (1989)의 결과와 유사함을 보였다.

본 논문에서는 Lee(1997)가 제안한 기대비용함수의 추정식을 이용하여 최적모수를 선정하고, 이 결과를 Kramer(1989), Box와 Kramer(1992)의 방법과 비교하고자 한다.

2. 기대비용함수

X_t는 시점 t에서의 입력변수 수준, y_t는 생산되는 제품의 품질특성치라 하고, X_t를 한 단위 변화시켰을 경우 y_t는 g 단위 변화한다고 가정하자. 또한 어떠한 수정도 없는 경우 품질특성치가 목표치 T에서 벗어나는 편차 $y_t - T$를 잡음(disturbance)이라 정의하고, 이를 z_t로 표시한다. 잡음 z_t에 대한 모형으로, a_t는 서로 독립이고 평균이 0, 분산이 σ_a^2인 정규확률변수이고, $\theta = 1 - \lambda$는 평활상수(smoothing constant)라 할 때,

$$z_t - z_{t-1} = a_t - \theta a_{t-1}$$

인 IMA(0,1,1) 시계열모형을 널리 사용하고 있다. 잡음모형으로 비정상모형(nonstationary model)인 IMA(0,1,1)을 사용하는 것에 대한 타당성은 여러 참고문헌에 상세히 언급되어 있다. 또한 수정(adjustment)이 가해질 경우의 품질특성치를 y'_t, 이 때의 잡음을 $z'_t = y'_t - T$라고 표시하자.

Box와 Jenkins(1963)는 공정수정비용(adjustment cost) C_A와 품질특성치가 목표치에서 벗어남으로 발생하는 비용(off-target cost) C_T를 포함한 자동공정관리 모형을 제시하였으며, 그 후 Kramer(1989)와 Box와 Kramer(1992)는 표본관측비용(monitoring cost) C_M을 포함한 모형을 제시하였다. 표본관측비용이 있을 경우 최소비용 관점에서 볼 때, 제품이 생산되는 매단위구간마다 표본을 관측하는 것보다 표본추출구간 m개의 단위구간마다 표본을 관측하고 경우에 따라 수정하는 것이 타당할 것이다. 그들은 매단위구간의 잡음 z_t가 IMA(0,1,1) 모형을 따를 경우 m번마다 관측되는 잡음 z_{tm} 또한 모수 $\theta_m = 1 - \lambda_m$과 σ_m^2을 갖는 IMA(0,1,1)을 따르고, 매단위구간 잡음 z_t 모형의 모수 $\theta = 1 - \lambda$, σ_a^2와의 관계는 다음과 같음을 보였다.

$$\lambda_m^2 \sigma_m^2 = m\lambda^2 \sigma_a^2 , \quad \theta_m \sigma_m^2 = \theta \sigma_a^2. \tag{2.1}$$

위의 식을 θ_m과 σ_m^2에 대하여 풀어보면 $A_m = 1 + m\lambda^2/(2\theta)$라 할 경우 $\theta_m = A_m - \sqrt{A_m^2 - 1}$과

$\sigma_m^2 = \theta\sigma_a^2/\theta_m$을 얻을 수 있다.

또한 그들은 마지막 수정이 시점 rm에서 행하여 졌다고 가정할 때, AAI는 평균조정간격(average adjustment interval)이고 MSD는

$$\text{MSD} = \frac{1}{\text{AAI}} E\left[\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{m}\{y'_{(r+j-1)m+k} - T\}^2\right]$$

인 평균제곱편차(mean squared deviation)일 경우, 단위구간당 기대비용을 다음과 같이 제안하였다.

$$C = \frac{C_A}{\text{AAI}} + \frac{C_M}{m} + \frac{C_T}{\sigma_a^2}\ \text{MSD}. \qquad (2.2)$$

여기서 nm은 수정간격이며, $E(n)m = \text{AAI}$가 된다. 이 경우 $\hat{z}_{(r+n+1)m}$은 $z'_{(r+n+1)m}$의 지수가중이동평균(exponentially weighted moving average) 예측치

$$\hat{z}_{(r+n+1)m} = \lambda_m z'_{(r+n)m} + \theta_m\ \hat{z}_{(r+n)m}$$

이고, $|\hat{z}_{(r+n+1)m}|$ 또는 $|\hat{y}_{(r+n+1)m} - T|$가 최초로 관리한계 L을 벗어났다고 볼 수 있으며, 피드백 조정에서는 잡음의 예측치를 상쇄하기 위하여 $g(X_{(r+n)m} - X_{rm}) = -\hat{z}_{(r+n+1)m}$을 만족하도록 입력변수 $X_{(r+n)m}$을 수정하고 있다. IMA(0,1,1) 모형에서 지수가중이동평균 예측치는 최소평균제곱오차(minimum mean squared error) 예측치가 되는 등 여러 가지 많은 장점을 가지고 있기 때문에, 이를 널리 사용하고 있다.

3. 기대비용함수의 추정

자동공정관리에서 관리모수인 관리한계 L과 표본추출간격 m은 기대비용함수를 최소화하도록 결정하고 있다. 이를 위하여 식 (2.2)의 기대비용함수 계산이 필요하며, 이는 AAI와 MSD를 계산하는 것과 동일한 문제가 된다. Kramer(1989)는 AAI와 MSD를 다음과 같이 나타내었다.

$$\begin{aligned}\text{AAI} &= mh[L/(\sqrt{m}\lambda\sigma_a)],\\ \text{MSD} &= \sigma_m^2 + m\lambda^2\sigma_a^2 g[L/(\sqrt{m}\lambda\sigma_a)] - (m-1)\lambda^2\sigma_a^2/2.\end{aligned}$$

위의 식을 이용하면 식 (2.2)의 기대비용함수 C는

$$C = \frac{C_A}{mh[L/(\sqrt{m}\lambda\sigma_a)]} + \frac{C_M}{m} + C_T\left\{\frac{\theta}{\theta_m} + m\lambda^2 g[L/(\sqrt{m}\lambda\sigma_a)] - \frac{(m-1)\lambda^2}{2}\right\} \tag{3.1}$$

로 표현된다. 여기서 함수 $h(B)$는 표준화된 임의보행(standardized random walk)이 한계선 B를 최초로 벗어나는 시간으로 정의되며, $g(B)$는 한계선이 B일 경우 표준화된 임의보행의 MSD와 관련된 함수로서 $\mathrm{MSD} = g(B) + 1$ 의 관계를 갖는다.

함수 h와 g는 정확한 표현식이 존재하지 않기 때문에 이 함수들의 추정에 대하여 많은 제안이 되어져 있다. 그 대표적인 예로 Kramer(1989)는

$$\begin{aligned} h(B) &\approx (1+1.1B+B^2)\cdot\{1-0.115\exp[-9.2(B^{0.3}-0.88)^2]\}, \\ g(B) &\approx \frac{1+0.06B^2}{1-0.647\,\Phi\{1.35[\ln(B)-0.67]\}} - 1 \end{aligned} \tag{3.2}$$

와 같은 근사식을 제안하였으며, 이 추정식을 이용한 기대비용함수의 계산은 정확하다고 알려져 있다. 여기서 $\Phi(\cdot)$는 표준정규분포의 분포함수를 나타낸다. 그 후 Box와 Luceño(1994)는 AAI와 MSD를 Fredholm의 적분방정식 형태로 표현하여 이를 수치해석적인 방법으로 계산하는 것을 제안하였다. 또한 Lee(1997)는 모의실험을 통하여 얻어진 함수 h와 g의 값을 회귀분석을 이용하여 다음과 같은 이차함수로 추정하였으며(괄호안의 값은 결정계수를 나타냄), 이 추정식을 이용하여 기대비용함수를 계산한 결과 추정된 식의 형태는 Kramer(1989)의 식에 비하여 아주 간단하지만 정확성은 유사함을 보였다.

$$\begin{aligned} h(B) &\approx 1.179916B^2 + 0.568913B + 1.021460 \quad (R^2 = 0.99573) \\ &\approx 1.18B^2 + 0.57B + 1.02, \\ g(B) &\approx 0.245820B^2 - 0.059110B \quad (R^2 = 0.99833) \\ &\approx 0.25B^2 - 0.06B. \end{aligned} \tag{3.3}$$

Box와 Luceño(1994)의 방법은 아주 정확한 결과를 주지만 계산과정이 복잡하기 때문에 최적모수 선정에 사용하기 부적합하므로 본 논문에서는 언급하지 않기로 하고, 다음 절에서는 Kramer(1989)가 제안한 추정식 (3.2)와 Lee(1997)가 제안한 추정식 (3.3)을 이용하여 기대비용함수 (3.1)에 대한 최적모수 선정 방법을 비교하여 논의하고자 한다.

4. 최적모수 선정

최적모수 계산의 간편성을 위하여 식 (3.1)의 기대비용함수를 $C_T\lambda^2$으로 나누고 정리하면

$$C^* = \frac{R_A}{mh[L/(\sqrt{m}\lambda\sigma_a)]} + \frac{R_M}{m} + \frac{\theta}{\lambda^2\theta_m} + mg[L/(\sqrt{m}\lambda\sigma_a)] - \frac{m-1}{2} \tag{4.1}$$

이 된다. 여기서 $C^* = C/(C_T\lambda^2)$, $R_A = C_A/(C_T\lambda^2)$, 그리고 $R_M = C_M/(C_T\lambda^2)$을 나타낸다. 최적모수의 선정은 R_A, R_M과 λ의 함수로 표현되는 식 (4.1)의 수정된 기대비용함수 C^*를 최소화하는 관리한계 L과 표본추출간격 m을 구하는 문제와 동일하다.

먼저 식 (4.1)을 L에 대하여 편미분하여 0으로 놓고 $L^* = L/(\sqrt{m}\lambda\sigma_a)$라 할 경우

$$\frac{\partial C^*}{\partial L} = -\frac{R_A\, h'(L^*)}{m\, h^2(L^*)} + m\, g'(L^*) = 0$$

가 되고, 위의 식을 m에 대하여 정리하면

$$m = \left\{\frac{R_A\, h'(L^*)}{g'(L^*)\, h^2(L^*)}\right\}^{1/2} \tag{4.2}$$

을 얻을 수 있다.

식 (4.1)을 m에 대하여 편미분하여 0으로 놓으면

$$\frac{\partial C^*}{\partial m} = -\frac{R_A\{h(L^*) - L^* h'(L^*)/2\}}{m^2 h^2(L^*)} - \frac{R_M}{m^2} + p(m) + g(L^*) - \frac{L^* g'(L^*)}{2} - \frac{1}{2} = 0 \tag{4.3}$$

이 된다. 여기서 $\beta = \theta/\lambda^2$라 할 때, 함수 $p(m)$은

$$p(m) = \frac{\partial}{\partial m}\left(\frac{\theta}{\lambda^2\theta_m}\right) = \frac{2\beta^2}{(m^2+4m\beta)^{1/2}\{2\beta + m - (m^2+4m\beta)^{1/2}\}}$$

을 나타낸다. 식 (4.3)에서 m을 식 (4.2)를 이용하여 L^*의 함수로 대치하면 다음과 같은 관계식을 얻는다.

$$-\frac{g'(L^*)\, h(L^*)}{h'(L^*)} - \frac{R_M\, g'(L^*)\, h^2(L^*)}{R_A\, h'(L^*)} + p(L^*) + g(L^*) - \frac{1}{2} = 0\,. \tag{4.4}$$

최적모수를 선정하는 절차는 식 (4.4)의 비선형방정식을 수치해석적으로 계산하여 L^*를 먼저

구하고, 식 (4.2)에 대입하여 표본추출간격 m를 결정한 후 $L=L^*\sqrt{m}\lambda\sigma_a$로부터 관리한계 L을 계산한다.

Kramer(1989)는 함수 h와 g의 추정식 (3.2)를 이용하여 위의 계산과정을 수행하였는데, 그 추정식의 형태가 복잡하여 식 (4.2)와 (4.4)에 포함되어 있는 함수 h'과 g' 또한 복잡한 형태를 갖는다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여 Kramer(1989)는 함수 $g'(x)\,h^2(x)/h'(x)$를 $f(x)$로 정의하여 이에 대한 근사식으로 $f(x)\approx(x+0.593)^4/6$의 사용을 제안하고 있다. 이것은 Box와 Jenkins(1963)이 제안한 $h(x)\approx x^2$, $g(x)\approx x^2/6$, 그리고 $f(x)\approx x^4/6$의 근사식을 조금 수정한 것으로, x가 큰 경우에는 정확하지만 작은 x값에 대해서는 부정확하다고 알려져 있다. Box와 Kramer(1992)는 Kramer(1989)의 결과를 이용하여 최적의 관리모수에 대한 등고선(contour) 그래프를 작성하였다.

본 논문에서는 Lee(1997)가 제안한 식 (3.3)을 이용하여 최적의 관리모수 L과 m을 계산하고자 한다. 식 (3.3)의 함수 h와 g의 추정식은 간단한 이차함수 형태이고, 이 추정식을 이용한 기대비용함수의 정확성은 Lee(1997)에 밝혀져 있다. 이 추정식을 이용하면 함수 h'과 g'는

$$h'(x)\approx 2.36x+0.57\ ,\ \ g'(x)\approx 0.50x-0.06 \tag{4.5}$$

으로 쉽게 얻어진다. 식 (3.3)과 (4.5)를 이용하여 최적의 관리모수를 선정하는 것은 Kramer(1989)의 방법에 비해 간편하면서도 정확한 결과를 얻을 수 있다. 여러 가지 주어진 λ, R_A과 R_M의 값에 대하여 계산된 최적의 관리모수 m과 L/σ_a 값이 <표 1>에 나타나 있다. 비선형방정식 (4.4)의 해 L^*는 이분법(bisection method)를 이용하여 계산하였으며, 일반적으로 표본추출간격 m은 1 보다 큰 정수값을 사용하므로 실제 공정에서는 <표 1>의 m의 값을 반올림하여 사용하면 된다(m이 1 보다 작을 경우에는 1을 사용함). 그러나 본 논문에서 제안된 방법의 단점은 R_M이 R_A에 비해 상대적으로 큰 경우 비선형방정식 (4.4)의 해 L^*를 구하기 어렵다는 것이다. 이러한 경우는 L^*값이 아주 작은 경우로서, Kramer(1989)도 이 경우에 관리한계 L을 0으로 놓고 $C_A=0$인 모형에 대하여 자신이 제안한 방법을 사용하여 표본추출간격 m을 계산하도록 권장하고 있다.

<표 1>을 살펴보면 동일한 R_A에 대하여 R_M이 커질 경우에는 표본추출간격 m은 커지지만 관리한계 L/σ_a는 작아지고, 동일한 R_M에 대하여 R_A가 커질수록 m은 크게 영향을 받지 않으나 L/σ_a는 커짐을 알 수 있다. 이는 R_A와 R_M이 각각 상대적인 공정수정비용과 상대적인 표본관측비용임을 고려할 때 타당한 결과일 것이다. 또한 비정상측도(nonstationary measure) λ가 어느 정도 큰 경우 동일한 R_A과 R_M에 대하여 m의 값은 λ에 관계없이 거의 유사함을 알 수 있다.

5. 예제

본 장에서는 Box, Jenkins와 Reinsel(1994)에 제시된 예제에 대하여 최적모수 선정 절차를 적용하고자 한다. 컴퓨터 칩의 부품인 아주 얇은 금속필름(metallic film)을 생산하는 공정에서 수정이 없는 경우 생산된 필름의 두께를 품질특성치 y_t, 침전율(deposition rate)을 조정요인인 입력변수 X_t라 하자. 이 공정의 목표치는 $T=80$이고, 침전율 X_t를 한단위 변화시켰을 경우 필름의 두께 y_t는 $g=1.2$ 만큼 변화한다고 한다. 동일한 100개의 단위구간에서 측정된 y_t의 자료는 다음과 같다.

80	92	100	61	93	85	92	86	77	82	85	102	93	90	94
75	75	75	76	75	93	94	83	82	82	71	82	78	71	81
88	80	88	85	76	75	88	86	89	85	89	100	100	106	92
117	100	100	106	109	91	112	127	96	127	96	90	107	103	104
97	108	127	110	90	121	109	120	109	134	108	117	137	123	108
128	110	114	101	100	115	124	120	122	123	130	109	111	98	116
109	113	97	127	114	111	130	92	115	120					

위의 자료를 대략적으로 살펴보아도 시간이 지남에 따라 y_t값은 점점 커짐을 알 수 있으며, 이러한 잡음(또는 변동)을 제거하기 위하여 Shewhart 관리도 등의 통계적 공정관리 절차를 적용할 수가 있다. 그러나 이와 같은 노력에도 불구하고 경제적으로 제거할 수 없거나 이유를 알 수 없는 잡음은 남게 된다. 이와 같은 경우 입력변수(여기서는 침전율)의 수정을 통한 자동공정관리 절차가 필요하다.

위의 자료에 대하여 IMA(0,1,1) 모형을 적합시킨 결과 λ는 0.2, σ_a는 11.1로 추정되었다(이 추정치는 Box, Jenkins와 Reinsel(1994)의 결과를 그대로 인용한 것임). 이 공정에서 공정을 수정하는 비용은 $C_A=100$ 달러, 하나의 필름두께를 측정하는 비용은 $C_M=9$ 달러이고, 필름두께 y_t가 목표치 80에서 $\Delta=\pm 40$ 벗어날 경우 $A=500$달러의 손실이 발생한다고 한다. 이 때 Taguchi의 손실함수(품질특성치가 목표치에서 벗어나면 그 벗어난 정도에 따라 손실이 발생)를 가정하면, C_T는 $C_T=A\,\sigma_a^2\,/\,\Delta^2=38.5$달러로 계산할 수 있다. 따라서 $R_A=C_A/(C_T\lambda^2)=65.0$이고 $R_M=C_M/(C_T\lambda^2)=5.8$이 된다. 이 경우에 대하여 4장에서 제시된 방법을 적용시켜 보면, 최적의 표본추출간격과 관리한계는 $m=2.11$과 $L/\sigma_a=0.686$, 즉 $L=7.6$을 각각 얻을 수 있다. 이것은 품질특성치를 매번 관측하지 않고 2개의 단위구간마다 추출하여 측정하고, 수정에 대한 관리한계는 7.6임을 나타낸다.

이제 위에서 계산된 관리모수들을 이용하여 공정을 관리하는 방법에 대하여 알아 보자. 2개의 단위구간마다 필름두께 y_t를 측정하여 측정된 값을 $y_1, y_2, \cdots$, 최초의 입력변수 X_t값을 X_0라 표시하자. 이 때 2개의 단위구간마다 관측되는 y_t는 평활상수 $\theta_m=\theta_2=0.73$을 갖는 IMA (0,1,1) 모형을 따른다(여기서 θ_2는 식 (2.1)을 이용하여 계산할 수 있다). 따라서 한 시점에서 관

측된 y_t를 이용하여 다음 시점(2개의 단위구간 이후)의 지수가중이동평균 예측치 $\hat{y}_{t+1}$는

$$\hat{y}_{t+1} = \lambda_2 y_t + \theta_2 \ \hat{y}_t = 0.27 y_t + 0.73 \ \hat{y}_t$$

로 계산할 수 있다. 잡음 $z_t = y_t - T$ 또한 동일한 모형과 예측치를 가짐을 알 수 있다. 시점 t에서 다음 시점의 예측치 $\hat{y}_{t+1}$가 $T+L = 87.6$ 또는 $T-L = 72.4$를 벗어날 경우 공정을 수정해 주어야 한다. 이 때 수정하는 방법은 $1.2(X_t - X_0) = -(\ \hat{y}_{t+1} - 80)$이 되도록 입력변수 X_t를 설정한다. 이러한 방법을 계속 반복하여 수정하며(한번의 수정이 가해진 이후에는 y_t와 $\hat{y}_t$에 prime (′)을 붙여 나타내야 함), 만일 공정의 상태가 변화하였다고 생각되면 예비자료를 관측하여 다시 IMA(0,1,1) 모형에 적합시켜 관리모수를 개정해 주어야 한다.

6. 결론

통계적 공정관리에서는 관리모수에 대한 통계적 설계와 비용을 포함하는 경제적 설계가 모두 고려되고 있지만, 자동공정관리에서는 여러 가지 비용을 가정한 경제적 설계를 통하여 관리모수를 선정하고 있다. 이제까지 많이 사용되어온 Kramer(1989)의 근사식을 이용한 기대비용함수는 아주 복잡한 형태이므로 최적의 관리모수 선정에 계산상 어려움을 주고 있다. 본 논문에서는 Lee(1997)가 제안한 근사식을 이용하여 최적의 관리모수를 선정하는 방법을 제시하고 있으며, 이 방법은 기존의 방법에 비하여 간편하면서도 정확한 결과를 얻을 수 있는 것으로 나타났다.

참 고 문 헌

[1] Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. (1963). Further contributions to adaptive optimization and control : Simultaneous estimation of dynamics : Non-zero costs, *Bulletin of the International Statistical Institute*, 34th Session, Ottawa, 943-974.

[2] Box, G.E.P., Jenkins, G.M. and Reinsel, G.C. (1994). *Time Series Analysis : Forecast and Control*, 3rd Edition, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.

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

[4] Box, G.E.P. and Luceño, A. (1994). Selection of sampling interval and action limit for discrete feedback adjustment, *Technometrics*, Vol. 36, 369-378.

[5] Box, G.E.P. and Luceño, A. (1997). *Statistical Control by Monitoring and Feedback Control*, John Wiley & Sons, New York.

[6] Kramer, T. (1989). *Process Control From an Economic Point of View*, unpublished Ph.D.

dissertation, University of Wisconsin-Madison, Dept. of Statistics.
[7] Lee, J. (1997) The estimation for the expected cost function in automatic process control, *Studies in Industrial Technology*, Kwangju University, Vol. 7, 421-431.

<표 1> 최적의 관리모수값

R_A	R_M	λ=0.1		λ=0.2	
		m	L/σ_a	m	L/σ_a
1	1	0.36	0.117	0.62	0.215
1	10	1.69	0.074	2.80	0.105
10	1	0.36	0.226	0.63	0.439
10	10	1.72	0.195	2.95	0.343
10	100	7.91	0.101	12.17	0.155
100	1	0.37	0.417	0.64	0.823
100	10	1.74	0.394	3.07	0.752
100	100	8.23	0.317	13.44	0.529
100	1000	35.35	0.143	45.95	0.258
1000	1	0.37	0.752	0.67	1.495
1000	10	1.77	0.734	3.23	1.440
1000	100	8.49	0.678	14.62	1.270
1000	1000	38.52	0.492	51.91	0.847

R_A	R_M	λ=0.3		λ=0.4	
		m	L/σ_a	m	L/σ_a
1	1	0.87	0.296	1.12	0.362
1	10	3.67	0.134	4.25	0.167
10	1	0.90	0.640	1.18	0.827
10	10	4.02	0.458	4.76	0.562
10	100	14.23	0.219	15.06	0.288
100	1	0.94	1.219	1.27	1.604
100	10	4.33	1.082	5.28	1.398
100	100	16.05	0.723	17.05	0.931
100	1000	48.38	0.382	48.98	0.508
1000	1	1.01	2.228	1.43	2.951
1000	10	4.73	2.121	5.92	2.789
1000	100	17.98	1.839	19.26	2.420
1000	1000	54.79	1.230	55.46	1.628

R_A	R_M	$\lambda=0.5$		$\lambda=0.6$	
		m	L/σ_a	m	L/σ_a
1	1	1.34	0.418	1.52	0.471
1	10	4.60	0.204	4.78	0.242
10	1	1.46	1.004	1.69	1.176
10	10	5.19	0.669	5.41	0.784
10	100	15.38	0.385	15.50	0.429
100	1	1.61	1.979	1.90	2.350
100	10	5.83	1.715	6.11	2.040
100	100	17.41	1.149	17.55	1.373
100	1000	49.15	0.635	49.20	0.762
1000	1	1.90	3.664	2.30	4.372
1000	10	6.61	3.459	6.95	4.136
1000	100	19.71	3.010	19.88	3.606
1000	1000	55.64	2.031	55.70	2.435

R_A	R_M	$\lambda=0.8$		$\lambda=1.0$	
		m	L/σ_a	m	L/σ_a
1	1	1.72	0.586	1.76	0.722
1	10	4.90	0.321	4.92	0.402
10	1	1.94	1.527	2.00	1.899
10	10	5.55	1.029	5.57	1.283
10	100	15.56	0.571	15.57	0.714
100	1	2.21	3.100	2.27	3.866
100	10	6.29	2.703	6.31	3.376
100	100	17.62	1.826	17.62	2.282
100	1000	49.22	1.016	49.23	1.270
1000	1	2.71	5.798	2.78	7.241
1000	10	7.16	5.502	7.18	6.875
1000	100	19.96	4.804	19.97	6.004
1000	1000	55.72	3.246	55.73	4.058