▩ 연구논문

계량형 샘플링 검사에서의 경험적 베이즈 추정

신민웅 · 신기일
한국외국어대학교 통계학과

Empirical Bayes Estimation on Sampling Inspection by Variables

Min-Woong Shin · Key-Il Shin
Dept. of Statistics, Hankuk University of Foreign Studies

Abstract

The method of lot by lot quality protection for sampling inspection by variables is widely used in quality control. In case of sampling inspection being done repeatedly, one can use the information from the previous sampling inspection to improve current estimates. This article shows that empirical Bayes estimator is superior to the usual sample mean in repeated sampling inspection by variables.

1. 서론

최근 유한 모집단(finite population)의 평균 추정에 대한 많은 연구가 이루어져 왔다. 특히 베이지안 추정방법으로 Ericson(1969)이 유한 모집단 표본 추출에서 베이지안 방법을 사용하였고, Ghosh와 Meeden(1986)은 정규초모집단 (normal superpopulation model)을 가정하여 유한 모집단 평균의 경험적 베이즈 추정을 하였고 Ghosh와 Lahiri (1987)는 정규성 가정을 완화하였다. 최근에는 Nandram과 Sedransk(1993)가 표본분산이 동일하지 않은 경우로 확장하였고 신민웅과 신기일(1995)이 층화 표본추출의 경우로 일반화하였다. 이 논문은 유한모집단 개념을 로트의 불량률을 보증하는 품질관리방식에 응용하였다.

일반적으로 각 로트에서 표본을 추출할 경우 통계량으로 표본 평균이 사용된다. 그러나 유한 모집단평균 추정에서 개발된 경험적 베이즈 추정량을 사용할 경우 적은 수의 표본을 추출하여도 로트의 불량률이 보증됨을 보일 수 있다. 2절에서는 일반적으로 사용되는

로트의 불량률을 보증하는 방식을 간단히 설명하였고, 3절에서는 베이즈 추정량을 사용하여 로트의 불량률을 보증하는 방법을 제시하였고, 4절에서는 경험적 베이즈 추정량을 사용하였을 때의 로트의 불량률 보증방법을 제시하였으며 결론은 5절에 있다.

2. 계량형 샘플링검사에서 로트의 불량률 보증방법

품질의 특성에 따라서는 무게나 치수등과 같이 계량형의 값을 갖는 자료가 매우 많으며 이 경우 계량형 샘플링 방법을 사용하여야 한다. 이 방법은 크게 두 가지로 나누어서 취급되는데 로트의 표준편차 σ가 기지인 경우와 미지인 경우가 이것이다. 이에 대한 자세한 내용은 박성현과 박영현(1995) 그리고 Mongomery(1991)를 참조하기 바라며 각각의 경우를 간단히 살펴보자.

2.1. σ가 기지일 경우

먼저 품질의 특성치 X가 정규 분포를 따르고 이 때의 분산이 σ^2이라 하자. 즉 로트의 품질특성치 X는

$$X \sim N(m, \sigma^2) \tag{2.1}$$

이다.

이 때 상한규격치를 S_u라 하자. S_u가 주어진 경우 만약 X가 상한규격치 S_u보다 크면 이 검사단위는 불량품이 된다. 따라서 S_u가 정해지면 (2.1)식에 의해 로트중에 불량품이 포함되는 비율 p가 정해지게 된다.

불량율 p_0보다 낮은 불량률을 갖는 로트(평균이 m_0)는 "좋은 로트"로 받아 들이고 p_1보다 높은 불량률을 갖는 로트(평균이 m_1)는 "나쁜 로트"로 받아들이지 않는다고 하자. 일반적으로 로트에서 n개의 표본을 추출하여 이 때의 표본평균, $\overline{X}$를 통계량으로 사용한다. 이 경우 로트의 불량률을 보증하기 위하여는 표본의 개수 n을 어떻게 정하느냐가 문제의 대상이 된다.

일반적으로 제 1 종의 오류, α와 제 2종의 오류, β가 주어지면 다음과 같은 식이 성립함을 보일 수 있다.

$$S_u = m_0 + Z_{p0}\sigma \tag{2.2}$$

$$S_u = m_1 + Z_{p1}\sigma \tag{2.3}$$

$$\overline{X}_u = m_0 + Z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \tag{2.4}$$

$$\overline{X}_u = m_1 - Z_\beta \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \tag{2.5}$$

여기서 S_u는 상한규격치, $\overline{X}_u$는 표본 평균의 상한규격치, p_0는 평균이 m_0일 때 S_u보다 클 확률, p_1은 평균이 m 일 때 S_u보다 클 확률 이며 Z_{p0}, Z_{p1}, Z_α, Z_β는 표준정규분포의 상위 p_0, p_1, α, β의 확률을 주는 임계값 들이다.

위의 식 (2.2), (2.3), (2.4), (2.5)를 이용하여 n, $\overline{X}_u$를 구하면

$$n_{\overline{X}} = \left\{ \frac{Z_\alpha + Z_\beta}{Z_{p0} - Z_{p1}} \right\}^2 \tag{2.6}$$

$$\overline{X}_u = S_u - (Z_{p0} - \frac{Z_\alpha}{\sqrt{n_{\overline{X}}}})\sigma \tag{2.7}$$

이 된다. 따라서 검사방식은 $(n_{\overline{X}}, \overline{X}_u)$로 결정지어진다.

2.2 σ가 미지일 경우

만약 σ가 미지이면 이를 추정해야 하고 이로 인하여 문제가 복잡해진다. 일반적으로 σ^2의 추정량으로 $s^2 = \sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2/(n-1)$이 사용되며 이 추정량의 분산이 고려 되어야 한다.

상한규격치 S_u가 주어지고 X가 (2.1)을 만족한다고 가정할 때 다음의 식들이 성립한다.

$$S_u = m_0 + Z_{p0}\sigma$$

$$S_u = m_1 + Z_{p1}\sigma$$

$$S_u = (m_0 + k'\sigma) + Z_\alpha \sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{k'^2}{2(n-1)}} \tag{2.8}$$

$$S_u = (m_1 + k'\sigma) - Z_\beta \sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{k'^2}{2(n-1)}} \tag{2.9}$$

이 식들을 풀어 표본의 개수를 구하면

$$n_{\overline{X}}^* = \left\{ \frac{Z_\alpha + Z_\beta}{Z_{p0} - Z_{p1}} \right\}^2 (1 - k^2)$$

이 된다. 여기서 $k = \dfrac{Z_{p0}Z_\beta + Z_{p1}Z_\alpha}{Z_\alpha + Z_\beta} = k'$이 되고 이 때의 k는 σ가 기지일 때의 합격판정계수이다. 이는 σ가 알려진 경우의 시료의 크기 $n_{\bar{X}}$에 비하여 $(1+k^2)$배 만큼 증가한 것이다.

3. 베이즈 추정량을 사용할 때

이 절에서는 품질의 특성치 X가 다음을 만족한다고 가정하자. 즉

$$X \sim N(\mu, \sigma^2) \text{ 이고 } \mu \sim N(\theta, \delta^2) \tag{3.1}$$

이며 $\sigma^2, \theta, \delta^2$은 알려진 상수라 하자. 로트의 품질특성치 X는

$$X \sim N(m, \sigma^2)$$

이다.

상한규격치 S_u가 주어진 경우 만약 X가 상한규격치 S_u보다 크면 이 검사 단위는 불량품이 된다. 2.1 절에서와 같은 방법으로, 주어진 p_0, p_1, α, β에 따라서 검사를 한다고하자. 만약 $m \le m_0$이면 좋은 로트로, $m \ge m_1$이면 나쁜 로트로 판정한다. $m_0 < m < m_1$인 경우는 판정을 보류한다. $m_0 < m < m_1$의 경우는 로트의 불량률 p가 $p_0 < p < p_1$이므로 결정을 내리지 않는 것이 바람직하다.

(3.1) 식에서 δ^2을 다음의 세 가지 경우로 나누어 살펴보자.
먼저 $\delta^2 = 0$인 경우를 살펴보자. 이 경우 $\theta = \mu$가 되고 로트의 크기 N이 충분히 큰 경우 $\mu \approx m$이라 할 수 있고 이후 $\mu = m$을 사용하겠다. 만약 $\theta < m_0$ 이면 $m \le m_0$이므로 좋은 로트로 판정을 내리고 $\theta > m_1$ 이면 $m \ge m_1$이므로 나쁜 로트로 판정을 내리면 된다. 또한 $m_0 \le \theta \le m_1$ 이면 $p_0 < p < p_1$이므로 판정을 내리지 않는다. 따라서 표본을 뽑지 않아도 로트를 좋은 로트로 또는 나쁜 로트로 판정을 내릴 수 있다.

다음으로 $\delta^2 \le \dfrac{\sigma^2}{\left(\dfrac{Z_\alpha + Z_\beta}{Z_{p0} - Z_{p1}}\right)^2} = \dfrac{\sigma^2}{n_{\bar{X}}}$ 인 경우를 살펴보자. 먼저 $\theta \le m_0$인 경우 제 1 종의 오류를 α라 할 때

$$1-\alpha \le Pr\{\mu \le m_0 + Z_\alpha\sqrt{\delta^2}\} \le Pr\{m \le m_0 + Z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n_{\bar{X}}}}\} = Pr\{m \le \overline{X}_u\}$$

가 되어 좋은 로트로 판정을 내리면 되고 $\theta \ge m_1$인 경우 제 2 종의 오류를 β라 할 때

$$1-\beta \le Pr\{\mu \ge m_1 + Z_\beta\sqrt{\delta^2}\} \le Pr\{m \ge m_1 + Z_\beta \frac{\sigma}{\sqrt{n_{\bar{X}}}}\} = Pr\{m \ge \overline{X}_u\}$$

가 되어 나쁜 로트로 판정을 내리면 된다. 또한 $m_0 \le \theta \le m_1$의 경우는 판정을 보류한다. 끝으로 $\delta^2 > \frac{\sigma^2}{(\frac{Z_\alpha + Z_\beta}{Z_{p0} - Z_{p1}})^2}$ 인 경우를 살펴보자. 이 경우 $\theta \le m_0$ 또는 $\theta > m_1$의 경우에도 어떠한 판정을 내릴 수 없다.

S_u는 2.1 절에서와 같이 다음의 두 식을 만족한다.

$$S_u = m_0 + Z_{p0}\sigma$$

$$S_u = m_1 + Z_{p1}\sigma \tag{3.2}$$

품질특성치 X가 (3.1)을 만족 할 때 모수 m의 베이즈 추정량은 다음과 같다. 즉

$$\widehat{X_b} = \overline{X} - (1-f)w(\overline{X} - \theta)$$

이고 이 통계량의 분산을 v_b^2이라 할 때

$$v_b^2 = (1-f)\{f + (1-f)(1-w)\}\sigma^2/n_b$$

이 된다. 여기서 $w = \frac{\frac{\sigma^2}{n_b}}{\delta + \frac{\sigma^2}{n_b}}$ 이고 $f = \frac{n_b}{N}$ 이다.

N이 충분히 클 때 $f \approx 0$ 이므로 f를 무시하면

$$\widehat{X_b} = \overline{X} - w(\overline{X} - \theta) = (1-w)\overline{X} + w\theta \tag{3.3}$$

$$v_b^2 = (1-w)\sigma^2/n_b \tag{3.4}$$

이 성립한다. Nandram과 Sedransk(1993)에 의하면

$$\widehat{X_b} \sim N(m, v_b^2)$$

이 된다.

따라서 우리는 2.1 절에서와 같이 다음과 같은 두 개의 식을 얻을 수 있다.

$$\widehat{X_{bu}} = m_0 + Z_\alpha v_b \tag{3.5}$$

$$\widehat{X_{bu}} = m_1 - Z_\beta v_b \tag{3.6}$$

이제 (3.2), (3.4), (3.5), (3.6)를 연립하여 표본의 개수 n_b을 구하면

$$n_b = (1-w)\left\{\frac{Z_\alpha + Z_\beta}{Z_{p0} - Z_{p1}}\right\}^2 \tag{3.7}$$

$$\widehat{X_{bu}} = S_u - (Z_{p0} - \frac{Z_\alpha}{\sqrt{n_b}})\sigma \tag{3.8}$$

이 되고 식 (3.7)에서 $n_b = (1-w)n_{\bar{X}}$ 또는 $n_b = n_{\bar{X}} - \frac{\sigma^2}{\delta^2} \geq 0$이 된다. 따라서 $n_b \leq n_{\bar{X}}$가 성립함을 알 수 있다. 만약 $n_b = n_{\bar{X}}$를 사용한다면 (3.4)식에 의해 제 1 종의 오류와 제 2 종의 오류를 줄일 수 있다.

4. 경험적 베이즈 추정량을 사용했을 때

베이즈 통계량을 사용할 때의 문제점은 초모수(hyper parameters)를 알고 있다고 가정하는 것이다. 많은 경우에 있어서 이러한 모수들, σ^2, δ^2, θ이 알려진 경우는 드물다. 만약 이러한 계량형샘플링 검사가 반복적으로 이루어지든지 또는 하나의 로트만 있는 것이 아니라 여러 개의 로트를 검사해야 한다면 이러한 모수들은 추정이 가능하다.

4.1 각 로트의 분산 σ_i^2이 기지일 경우

이 절에서는 검사할 로트의 개수가 l이거나 또는 과거 $l-1$ 번의 검사가 행해졌고 이제 l번째 검사를 한다고 하자. 또한 품질의 특성치 X가 다음을 만족한다고 하자.

$$X \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) \text{ 이고 } \quad \mu_i \sim N(\theta, \delta^2) \tag{4.1}$$

이며 σ_i^2은 알려져 있고, θ, δ^2은 미지이다.

각 로트의 품질특성치 X가 다음을 만족한다하자. 즉 i번째 로트에서

$$X \sim N(m_i, \sigma_i^2)$$

이다. 이때 상한규격치 S_u가 주어진 경우 만약 X가 상한규격치 S_u보다 크면 이 검사단위는 불량품이 된다. 또한 2.1 절에서와 같은 방법으로, 주어진 p_0, p_1, α, β에 따라서 l번

째 로트를 검사 한다고 하자. 앞절에서와 같이

$$S_u = m_0 + Z_{p0}\sigma_l \tag{4.2}$$

$$S_u = m_1 + Z_{p1}\sigma_l \tag{4.3}$$

이 된다. 이때의 경험적 베이즈 추정량은

$$X_{ebl} = \overline{X}_l - (1-f_l)\hat{w}_l(\overline{X}_l - \hat{\theta}) \tag{4.4}$$

이다. 여기서

$$\hat{\theta} = \sum_{i=1}^{l}(1-\hat{w}_i)\overline{X}_i / \sum_{i=1}^{l}(1-\hat{w}_i),$$

$$\hat{w}_i = \left(\frac{\sigma_i^2}{n_i}\right) / \left(\hat{\delta} + \frac{\sigma_i^2}{n_i}\right),\ \delta^2 = \max(0, \hat{\delta}_*^{\,2}),$$

$$\hat{\delta}_*^{\,2} = \frac{(l-1)(l-3)^{-1}\sum_{i=1}^{l} n_i\left\{\overline{X}_i - n^{-1}\left(\sum_{i=1}^{l} n_i\overline{X}_i\right)\right\}^2 - \sum_{i=1}^{l}(1-n_i n^{-1})\sigma_i^2}{\sum_{i=1}^{l} n_i(1-n_i n^{-1})}$$

이다.

이 경험적 베이즈 추정량의 사후분산을 v_{ebl}^2 이라 하면 $v_{ebl}^2 = v_{ul}^2 + v_{\theta l}^2$의 형태가 된다. 여기서

$$v_{ul}^2 = (1-f_l)(f_l + (1-f_l)\hat{w}_l)\sigma_l^2/n_l \tag{4.5}$$

$$v_{\theta l}^2 = (1-f_l)^2\hat{w}_l^2\left(\sum_{i=1}^{l}\hat{w}_i n_i/\sigma_i^2\right)^{-1} \tag{4.6}$$

이다. 여기서 l이 충분히 큰 경우에 $\hat{\delta}^2 = \delta^2$이라 할 수 있다. f_l을 무시하면 (4.5), (4.6)은 다음과 같이 된다

$$v_{ul}^2 = w_l\sigma_l^2/n_l \tag{4.7}$$

$$v_{\theta l}^2 = w_l^2\left(\sum_{i=1}^{l} w_i n_i/\sigma_i^2\right)^{-1} \tag{4.8}$$

여기서 $\sum_{i=1}^{l-1} w_i n_i / \sigma_i^2 = g_{l-1}$ 이라 하자. 이를 정리하면 $v_{ebl}^2 = w_l \sigma_l^2 / n_l + \dfrac{w_l^2}{g_{l-1} + w_l \sigma_l / n_l}$ 이 된다.

이때 $\dfrac{(X_{ebl} - m_1)}{\sqrt{v_{ebl}^2}} \sim N(0, 1)$ 이므로

$$X_{ebl(u)} = m_0 + Z_\alpha v_{ebl} \tag{4.9}$$

$$X_{ebl(u)} = m_1 - Z_\beta v_{ebl} \tag{4.10}$$

이 성립한다.

(4.2), (4.3), (4.7), (4.8), (4.9), (4.10)을 연립하여 풀면

$$w_l \sigma_l^2 / n_l + \frac{w_l^2}{g_{l-1} + w_l n_l / \sigma_l^2} = \frac{\sigma_l^2}{n_{\bar{X}}} \tag{4.11}$$

를 얻는다. 여기서 $n_{\bar{X}}$은 σ가 기지일 때의 표본의 개수이다.

(4.11)에서 $g_{l-1} = 0$인 경우를 살펴보자. 이 경우 v_{ebl}^2은 최대값을 갖고 $v_{ebl}^2 = 2 w_l \sigma_l^2 / n_l$이 된다. 따라서 $n_{ebl} = 2 w_l n_{\bar{X}}$을 만족한다. 또한 l이 커짐에따라 g_{l-1}은 커지게 되고 $v_{\theta l}^2 = 0$이 된다. 이 경우 $v_{ebl}^2 = w_l \sigma_l^2 / n_l$ 이고 $n_{ebl} = w_l n_{\bar{X}}$이 만족된다. 만약

$$\frac{w_l^2}{g_{l-1} + w_l n_l / \sigma_l^2} \leq (1 - w_l) \frac{\sigma_l^2}{n_l}$$

이면 (2.1)에서 사용된 통계량보다 각 오류들을 줄일 수 있게 된다. 예를 들어 $g_{l-1} \geq \dfrac{1}{\delta_l^2}$ 이면 모든 n_l, σ_l^2에 대해 경험적 베이즈 추정량이 (2.1) 절의 통계량보다 좋게 된다.

4.2 로트의 분산이 같고 각 로트에서 뽑힌 표본의 개수가 같은 경우

앞 절에서는 각 로트의 분산 σ_i^2이 알려진 경우를 살펴보았다. 이제 $\sigma_i^2 = \sigma^2$ 이고 미지인 경우를 살펴보자. 먼저 편의상 $f_i = 0$, $n_i = n$ 이라 가정하자. 그러면 $w_i = w$가 됨을 알 수 있다.

이와 같은 가정에서 경험적 베이즈 추정량은 다음과 같다.

$$X_{ebl} = (1 - \hat{w}) \overline{X}_l - \hat{w} \hat{\theta}$$

이다. 여기서

$$\hat{\theta} = \sum_{i=1}^{l}(1-\hat{w})\overline{X}_i / \sum_{i=1}^{l}(1-\hat{w}) = \sum_{i=1}^{l}\overline{X}_i / l$$

$$\hat{w} = \left(\frac{s_{\cdot}^2}{n}\right) / \left(\hat{\delta} + \frac{s_{\cdot}^2}{n}\right),\ \hat{\delta}^2 = \max(0, \hat{\delta}_*^2)$$

$$\hat{\delta}_*^2 = \frac{n(l-1)(l-3)^{-1}\sum_{i=1}^{l}(\overline{X}_i - \hat{\theta})^2 - (l-1)s_{\cdot}^2}{ln-1}$$

$$s_*^2 = \sum_{i=1}^{l} s_i^2 / l \text{ 이고 } s_i^2 = \sum_{j=1}^{n}(X_{ij} - \overline{X}_i)^2/(n-1)$$

이다.

또한 $v_{ebl}^2 = v_{ul}^2 + v_{\theta l}^2$ 에서

$$v_{ul}^2 = \hat{w}s_{\cdot}^2/n,\ v_{\theta l}^2 = \hat{w}s_{\cdot}^2/nl$$

이 된다. 따라서

$$v_{ebl}^2 = \frac{s_{\cdot}^2}{n}\left(1 + \frac{1}{l}\right)\hat{w} \tag{4.12}$$

가 된다. l이 충분히 큰 경우 추정량 $s_{\cdot}^2$, $\hat{\delta}^2$는 각각 σ^2, δ^2이라 할 수 있다. 따라서 (4.12)식에서

$$v_{ebl}^2 = \frac{\sigma^2}{n}\left(1 + \frac{1}{l}\right)w \tag{4.13}$$

이 된다. 이때 $\frac{(X_{ebl} - m_l)}{\sqrt{v_{ebl}^2}} \sim N(0, 1)$ 이므로

$$X_{ebl(u)} = m_0 + Z_{\alpha}v_{ebl} \tag{4.14}$$

$$X_{ebl(u)} = m_1 - Z_{\beta}v_{ebl} \tag{4.15}$$

이 성립한다.

(4.2), (4.3), (4.13), (4.14), (4.15)식을 연립하여 풀면

$$n_{ebl} = w\left(1 + \frac{1}{l}\right)n_{\text{고}} \tag{4.16}$$

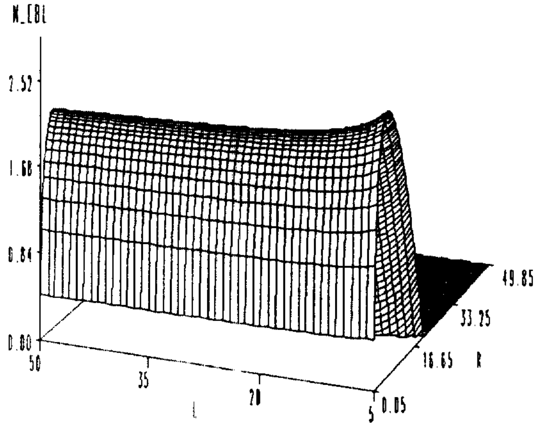
여기서 $n_{\bar{X}}$은 σ가 기지일 경우의 로트의 불량률을 보증하는 표본의 개수이다. (4.16)식을 풀면

$$n_{ebl} = \frac{-l\sigma^2 + \sqrt{l^2\sigma^4 + 4l(l+1)n_{\bar{X}}\delta^2\sigma^2}}{2l\delta^2}$$

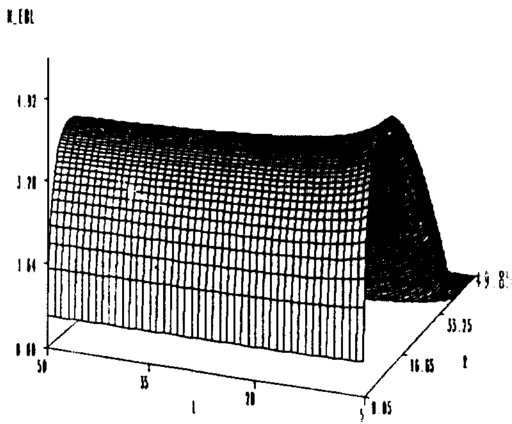
이 된다. 고정된 l에 대해서 n_{ebl}은 $w=1$ 일 때 최대가 된다. 여기서

$n_{\bar{X}} = \left\{ \dfrac{Z_\alpha + Z_\beta}{Z_{p0} - Z_{p1}} \right\}^2$로 제 1 종의 오류, 제 2 종의 오류, p_0, p_1가 주어졌을 때 그리고 σ가 기지일 경우의 표본의 개수에 해당한다. α, β, p_0, p_1에 따라서 $n_{\bar{X}}$ 값은 변하게 되고 경험적 베이즈 추정량은 같은 기준을 사용할 때 반복적으로 행해졌던 로트의 개수 그리고 σ^2, δ^2에 따라 표본의 개수가 달라지게 된다.

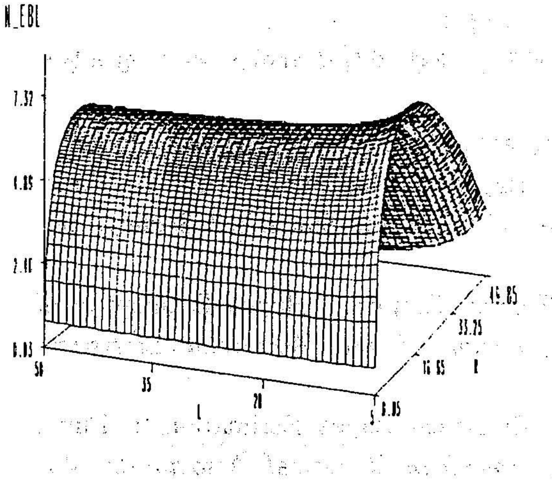
다음은 l=반복된 로트의 개수, $r = \dfrac{\sigma^2}{\delta^2}$, 분산의 비율이라 할 때 $n_{\bar{X}}$ =4, 8, 12, 16, $5 \le l \le 50$, $0.05 \le r \le 50$에서 경험적 베이즈 추정량 사용시 필요한 표본의 개수인 n_{ebl}의 그림이다.



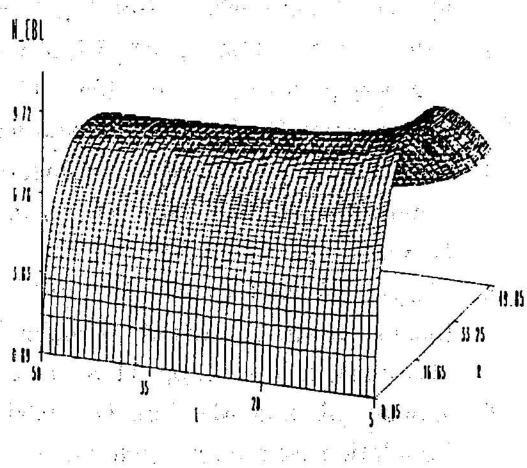
〈 그림 1 〉 $n_{\bar{X}}$ = 4, $5 \le l \le 50$, $0.05 \le r \le 50$



〈 그림 2 〉 $n_{\bar{X}}$ = 8, $5 \le l \le 50$, $0.05 \le r \le 50$



〈 그림 3 〉 $n_{\bar{X}}$ = 12, $5 \le l \le 50$, $0.05 \le r \le 50$



〈 그림 4 〉 $n_{\bar{X}}$ = 16, $5 \le l \le 50$, $0.05 \le r \le 50$

위의 그림들에서 l의 크기는 10이상인 경우 n_{ebl}에 크게 영향을 미치지 않는 것으로 나타나고 있으며 분산의 비인 r의 크기가 커질수록 n_{ebl}은 증가하다 최고점에 이른후 다시 감소함을 보이고 있음을 알 수 있다. 이는 식 (4.16)에서 r이 커지면 w가 0에 가까와지기 때문에 얻어지는 당연한 결과이다. 〈그림 4〉에서 n_{ebl}의 최대값은 10보다 작음을 알 수 있듯이 경험적 베이즈 추정량을 사용하면 적은 수의 표본을 사용해도 같은 효과를 얻을 수 있다.

5. 결론

계량형 샘플링검사에서 로트의 불량률을 보증하는 방법을 사용할 때 로트의 표본 평균을 통계량으로 사용하는 것보다 베이즈 통계량 또는 경험적 베이즈 통계량을 사용하는 것이 더 좋음을 알 수 있었다. 이는 같은 수의 표본을 추출할 경우 제 1 종의 오류와 제 2 종의 오류를 각각 줄일 수 있으며 만약 주어진 α, β, p_0, p_1를 만족하는 표본수를 정할 경우에는 베이즈 통계량 또는 경험적 베이즈 통계량의 표본수가 로트의 표본 평균을 사용할 때보다 작다. 로트의 개수 l이 커지면 경험적 베이즈 추정량은 베이즈 추정량이 되기 때문에 큰 l의 경우 오류를 많이 줄일수 있을 것이다. 각 로트의 분산이 다르고 미지인 경우에 대한 연구가 필요하다.

6. 참고문헌

[1] 박성현, 박영현 (1995), 「통계적 품질관리」, 민영사.

[2] 신민웅, 신기일 (1995), 층화유한모집단 평균에 대한 경험적 베이즈 추정, 한국통계학회논문집, 제2권, 1호, pp. 155-165.

[3] Mongomery, D. C. (1991), "Statistical Quality Control," John Wiley.

[4] Ericson, W. A. (1969), "Subjective Bayesian Models in Sampling Finite Populations(with discussion)," *Journal of the Royal Statistical Society*, Ser. B, Vol. 31, pp. 195-233.

[5] Ghosh, M. and Lahiri, P. (1987), "Robust Empirical Bayes Estimation of Means from Stratified Samples," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 82, pp. 1153-1162.

[6] Ghosh, M. and Meeden, G. (1986), "Empirical Bayes Estimation in Finite Population Sampling," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 81, pp. 1058-1062.

[7] Nandram, B. and Sedransk, J. (1993), "Empirical Bayes Estimation for the Finite Polulation Mean on the Current Occasion," *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 88, pp. 994-1000.