

推移的 母集團에 對한 標本理論

鄭 英 鎮

序 論

1. 研究의 目的

時間의 經過와 더불어 變動하는 母集團에 對하여 同一한 標識(集團의 標識)에 對한 標本調査를 定期的으로나 또는 不定期的으로 反復하는 일이 많다. 이 때 母集團이 推移的으로 變動하므로 調査를 實施할 때마다 標本抽出의 frame을 再作成하여야 한다. 그러나 母集團이 그다지 크지 않을 때에는 問題없지만, 母集團이 매우 클 때에는 每番 frame을 再作成하는 일은 번거롭고, 또 不經濟的이다. 그러므로 前調査時點에서 使用한 frame을 最大限度로 活用할 수 있는 方法이 아쉽게 된다. 이러한 問題에 對하여 論文[1]은 層別一段, 二段, 三段 單純抽出(均等確率에 依한 抽出)에 의하여 調査하는 경우 前調査時點까지의 frame을 活用할 수 있는 標本理論의 誘導를 試圖하고 있다. 本論文에서는 이를 더욱 擴張 一般化하여, 各 段階에 있어서의 抽出單位의 크기가 均一하지 않고 또 最終段階의 抽出單位도 역시 크기가 均一하지 않는 集落으로 되어 있어서, 抽出單位가 고르지 않은데서 오는 標本誤차를, 그의 抽出確率을 調節함으로써 制御할 수 있도록 各 抽出單位가 서로 다르게 指定된 確率로 抽出되는 경우의 理論의 展開를 試圖하였다.

本理論은, 例컨대, 全國의 工業從業員의 職業病患者總數를 每年 定期的으로 標本調査할 때, 工業種別로 層別하고, 一次抽出單位로서 地域을, 二次抽出單位로서 工場을 取하는 경우 등에 利用할 수 있다.

[註] 本論文에서는 調査對象으로 잡은 統計集團에 對하여 最終段階의 標本抽出單位全體의 集合을 母集團이라고 한다.

2. 記 號

다음과 같이 記號를 定한다.

π_0 : 本理論適用直前의 調査時點에 있어서의 母集團(既知)

$\pi_k (k=1, 2, \dots, q-1)$: 本理論適用第 k 時點에 있어서의 母集團(既知)

π_q : 現調査時點(本理論適用第 q 時點)에 있어서의 母集團(未知)

라 하고

$$D_{q-1} = \bigcup_{k=0}^{q-1} \pi_k \quad (\text{既知})$$

라 하면

$A_q = \pi_q \cap (D_{q-1})^c$: 第 q 時點에서 새로 追加作成할 frame(母集團)의 部分(既知)

$B_q = D_{q-1} \cap \pi_q$: 第 $q-1$ 時點까지의 frame中 第 q 調查時點의 母集團에 殘留하는 部分(未知)

$C_q = D_{q-1} \cap (B_q)^c$: 第 $q-1$ 時點까지의 frame中 第 q 調查時點의 母集團에서 除去되는 部分(未知)

와 같이 나타낼 수 있으며, 分明히

$$\pi_q = A_q \cup B_q, \quad D_{q-1} = B_q \cup C_q$$

이다.

$$A_q = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M\}$$

$$B_q = \{w_1, w_2, \dots, w_K\}$$

$$C_q = \{w_{K+1}, w_{K+2}, \dots, w_N\}$$

(但, θ_i ($i=1, 2, \dots, M$), w_j ($j=1, 2, \dots, N$) 은 最終段階의 抽出單位)

라 하면, M, N 은 既知이고, K 는 未知이다.

α 를 調査의 標識(여기서는 量的標識)라 할때,

X 를 A_q 에서 定義되는 確率變數로서

$$X(\theta_i) = (\theta_i \text{에 있어서의 } \alpha \text{의 값의 合計})$$

Y 를 D_{q-1} 上에서 定義되는 確率變數로서

$$Y(w_i) = \begin{cases} w_i \text{에 있어서의 } \alpha \text{의 合計} & : w_i \in B_q \\ 0 & : w_i \in C_q \end{cases}$$

라 하면,

우리가 推定하고자 하는 것은 α 의 값의 總合計 T , 卽

$$\begin{aligned} T &= \sum_{\theta_i \in A_q} X(\theta_i) + \sum_{w_i \in D_{q-1}} Y(w_i) \\ &= \sum_{\theta_i \in A_q} X(\theta_i) + \sum_{w_i \in B_q} Y(w_i) \end{aligned}$$

이다. 여기서 右邊의 第二項은 第 $q-1$ 時點까지의 frame을 利用하여 調査할 수 있는 部分이고, 第一項은 새로 追加作成한 frame을 利用하여 調査할 수 있는 部分이다.

以下の 理論은 $D_q = A_q \cup D_{q-1}$ 을 L 個의 層으로 分割함으로서 A_q, D_{q-1} 을 層別하고 各層 各段階에서의 標本抽出은 復元抽出이다.

本論文의 諸定理을 證明하는데 文獻 [2], [3], [4], [5]를 參考로하였다.

I. 層別一段集落抽出의 경우

第 h 層 ($h=1, 2, \dots, L$)에 있어서

A_q 의 抽出單位는 M_h 個이고

$$A_{q,h} = \{\theta_{h1}, \theta_{h2}, \dots, \theta_{hi}, \dots, \theta_{hM_h}\}$$

D_{q-1} 의 抽出單位는 N_h 個이고

$$D_{q-1,h} = \{w_{h1}, w_{h2}, \dots, w_{hi}, \dots, w_{hN_h}\}$$

라 하고

m_h, n_h : 各各 A_q, D_{q-1} 에서 抽出되는 標本の 크기

$p_{hi} : \theta_{hi} (i=1, 2, \dots, M_h)$ 가 標本으로 抽出되는 確率

$q_{hi} : w_{hi} (i=1, 2, \dots, N_h)$ 가 標本으로 抽出되는 確率

$$\sum_i^{M_h} p_{hi} = 1, \quad \sum_i^{N_h} q_{hi} = 1$$

라 하고, 또 確率變數 X, Y 의 定義에 의하여

$$x_{hi} = X(\theta_{hi}) : \theta_{hi} \text{에서의 } \alpha \text{의 값의 合計}, \quad \theta_{hi} \in A_q$$

$$y_{hi} = \begin{cases} Y(w_{hi}) : w_{hi} \text{에서의 } \alpha \text{의 값의 合計}, & w_{hi} \in B_q \\ 0 & w_{hi} \in C_q \end{cases}$$

이고,

$$x_h = \sum_i^{M_h} x_{hi}, \quad y_h = \sum_i^{N_h} y_{hi}$$

라 하면, 우리가 推定하고자 하는 것은

$$T = \sum_h^L (x_h + y_h)$$

이다.

定理 I-1
$$\hat{T} = \sum_h^L \frac{1}{m_h} \left\{ \sum_{i'}^{M_h} \frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} + \frac{1}{n_h} \sum_{i'}^{N_h} \frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}} \right\}$$

는 T 의 不偏推定量이다.

但, $X_{hi'} = X(\theta_{hi'}), \quad Y_{hi'} = Y(w_{hi'})$

證明
$$E(\hat{T}) = \sum_h^L \left\{ \frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{M_h} E\left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}}\right) + \frac{1}{n_h} \sum_{i'}^{N_h} E\left(\frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}}\right) \right\}$$

$$= \sum_h^L \left\{ \frac{1}{m_h} \cdot m_h \sum_i^{M_h} p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}}\right) + \frac{1}{n_h} \cdot n_h \sum_i^{N_h} q_{hi} \left(\frac{y_{hi}}{q_{hi}}\right) \right\}$$

$$= \sum_h^L \left\{ \sum_i^{M_h} x_{hi} + \sum_i^{N_h} y_{hi} \right\} = \sum_h^L (x_h + y_h) = T$$

定理 I-2 \hat{T} 의 分散은 다음과 같다

$$V(\hat{T}) = \sum_h^L \left\{ \frac{1}{m_h} \sum_i^{M_h} p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}} - x_h\right)^2 + \frac{1}{n_h} \sum_i^{N_h} q_{hi} \left(\frac{y_{hi}}{q_{hi}} - y_h\right)^2 \right\}$$

證明 獨立標本(復元抽出)이므로

$$V(\hat{T}) = \sum_k^L \left\{ \frac{1}{m_k^2} \sum_{i'}^{m_k} V\left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}}\right) + \frac{1}{n_k^2} \sum_{i'}^{n_k} V\left(\frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}}\right) \right\} \\ = \sum_k^L \left\{ \frac{1}{m_k} \sum_i^{m_k} \hat{p}_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{\hat{p}_{hi}} - x_h\right)^2 + \frac{1}{n_k} \sum_i^{n_k} q_{hi} \left(\frac{y_{hi}}{q_{hi}} - y_h\right)^2 \right\}$$

定理 I-3 $\hat{V}(\hat{T}) = \sum_k^L \left\{ \frac{1}{m_k(m_k-1)} \sum_{i'}^{m_k} \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - \frac{1}{m_k} \sum_{i'}^{m_k} \frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}}\right)^2 \right. \\ \left. + \frac{1}{n_k(n_k-1)} \sum_{i'}^{n_k} \left(\frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}} - \frac{1}{n_k} \sum_{i'}^{n_k} \frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}}\right)^2 \right\}$

은 $V(\hat{T})$ 의 不偏推定量이다.

證明 $E\{\hat{V}(\hat{T})\} = \sum_k^L \left\{ \frac{1}{m_k(m_k-1)} E \sum_{i'}^{m_k} \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - \frac{1}{m_k} \sum_{i'}^{m_k} \frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}}\right)^2 \right. \\ \left. + \frac{1}{n_k(n_k-1)} E \sum_{i'}^{n_k} \left(\frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}} - \frac{1}{n_k} \sum_{i'}^{n_k} \frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}}\right)^2 \right\}$

그런데

$$E \sum_{i'}^{m_k} \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - \frac{1}{m_k} \sum_{i'}^{m_k} \frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}}\right)^2 \\ = E \sum_{i'}^{m_k} \left\{ \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - x_h\right) - \frac{1}{m_k} \sum_{i'}^{m_k} \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - x_h\right) \right\}^2 \\ = E \left[\sum_{i'}^{m_k} \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - x_h\right)^2 - \frac{1}{m_k} \left\{ \sum_{i'}^{m_k} \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - x_h\right) \right\}^2 \right] \\ = \sum_{i'}^{m_k} E \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - x_h\right)^2 - \frac{1}{m_k} \left\{ \sum_{i'}^{m_k} E \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - x_h\right)^2 \right. \\ \left. + E \sum_{i' \neq j'}^{m_k} \left(\frac{X_{hi'}}{\hat{p}_{hi'}} - x_h\right) \left(\frac{X_{hj'}}{\hat{p}_{hj'}} - x_h\right) \right\} \\ = m_k \sum_i^{m_k} \hat{p}_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{\hat{p}_{hi}} - x_h\right)^2 - \frac{1}{m_k} \cdot m_k \sum_i^{m_k} \hat{p}_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{\hat{p}_{hi}} - x_h\right)^2 \\ = (m_k - 1) \sum_i^{m_k} \hat{p}_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{\hat{p}_{hi}} - x_h\right)^2 \quad (2)$$

마찬가지로

$$E \sum_{i'}^{n_k} \left(\frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}} - \frac{1}{n_k} \sum_{i'}^{n_k} \frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}}\right) = (n_k - 1) \sum_i^{n_k} q_{hi} \left(\frac{y_{hi}}{q_{hi}} - y_h\right)^2 \quad (3)$$

(1)에 (2), (3)을 代入하면

$$E\{\hat{V}(\hat{T})\} = V(\hat{T})$$

定理 I-4 費用函數를

$$C = C_0 + \sum_k^L (C_{X_k} m_k + C_{Y_k} n_k) \quad (4)$$

라 假定하고, 總費用 C 를 固定했을 때 $V(\hat{T})$ 의 값을 最小로 하는 標本의 크기 m, n, m_k, n_k 는 各各 다음과 같다.

$$m = \frac{(C-C_0) \sum_h^L (\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}})}{\sum_h^L (\sigma_{Xh} \sqrt{C_{Xh}} + \sigma_{Yh} \sqrt{C_{Yh}})}$$

$$n = \frac{(C-C_0) \sum_h^L (\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}})}{\sum_h^L (\sigma_{Xh} \sqrt{C_{Xh}} + \sigma_{Yh} \sqrt{C_{Yh}})}$$

$$m_h = \frac{\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}}}{\sum_h^L (\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}})} m, \quad n_h = \frac{\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}}}{\sum_h^L (\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}})}$$

$$\text{但, } \sigma_{Xh}^2 = \sum_i^{M_h} p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}} - x_h \right)^2, \quad \sigma_{Yh}^2 = \sum_i^{N_h} q_{hi} \left(\frac{y_{hi}}{q_{hi}} - y_h \right)^2$$

證明 定理 I-2의 $V(\hat{T})$ 는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$V(\hat{T}) = \sum_h^L \left(\frac{\sigma_{Xh}^2}{m_h} + \frac{\sigma_{Yh}^2}{n_h} \right)$$

Lagrangian을 $F(m_h, n_h)$ 라 하면

$$F(m_h, n_h) = \sum_h^L \left(\frac{\sigma_{Xh}^2}{m_h} + \frac{\sigma_{Yh}^2}{n_h} + \lambda \left\{ \sum_h^L (C_{Xh} m_h + C_{Yh} n_h) + (C_0 - C) \right\} \right)$$

$$\frac{\partial F}{\partial m_h} = 0 \text{에 서 } m_h = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \frac{\sigma_{Xh}}{\sqrt{C_{Xh}}}, \quad \frac{\partial F}{\partial n_h} = 0 \text{에 서 } n_h = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \frac{\sigma_{Yh}}{\sqrt{C_{Yh}}}$$

그런데

$$\sum_h^L m_h = m, \quad \sum_h^L n_h = n$$

이므로

$$\frac{1}{\sqrt{\lambda}} \sum_h^L (\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}}) = m \therefore \frac{1}{\sqrt{\lambda}} = m / \sum_h^L (\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}}) \quad (5)$$

$$\therefore m_h = \frac{\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}}}{\sum_h^L (\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}})} m \quad (6)$$

$$\frac{1}{\sqrt{\lambda}} \sum_h^L (\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}}) = n \therefore \frac{1}{\sqrt{\lambda}} = n / \sum_h^L (\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}}) \quad (7)$$

$$\therefore n_h = \frac{\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}}}{\sum_h^L (\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}})} \cdot n \quad (8)$$

«(6), (8)을 (4)에 代入하고 整頓하면

$$\frac{\sum_h^L (\sigma_{Xh} \sqrt{C_{Xh}})}{\sum_h^L (\sigma_{Xh} / \sqrt{C_{Xh}})} \cdot m + \frac{\sum_h^L (\sigma_{Yh} \sqrt{C_{Yh}})}{\sum_h^L (\sigma_{Yh} / \sqrt{C_{Yh}})} \cdot n = C - C_0 \quad (9)$$

또 (5) 및 (7)에서

$$\frac{m}{\sum_h^L (\sigma_{Xh}/\sqrt{C_{Xh}})} = \frac{n}{\sum_h^L (\sigma_{Yh}/\sqrt{C_{Yh}})} \quad (10)$$

(9) 및 (10)에서

$$m = \frac{(C-C_0) \sum_h^L (\sigma_{Xh}/\sqrt{C_{Xh}})}{\sum_h^L (\sigma_{Xh}\sqrt{C_{Xh}} + \sigma_{Yh}\sqrt{C_{Yh}})}, \quad n = \frac{(C-C_0) \sum_h^L (\sigma_{Yh}/\sqrt{C_{Yh}})}{\sum_h^L (\sigma_{Yh}\sqrt{C_{Xh}} + \sigma_{Yh}\sqrt{C_{Yh}})}$$

II. 層別二段集落抽出의 경우

A_q, D_{q-1} 의 第 h 層 ($h=1, 2, \dots, L$)에 있어서

M_h, N_h : 各各 A_q, D_{q-1} 中의 一次抽出單位의 總數

m_h, n_h : 各各 A_q, D_{q-1} 에서의 一次標本의 크기

p_{hi}, q_{hi} : 各各 A_q, D_{q-1} 의 第 i 一次抽出單位가 一次標本으로 抽出되는 確率로서 다음 性質을 갖는다.

$$\sum_i^{M_h} p_{hi} = 1, \quad \sum_i^{N_h} q_{hi} = 1$$

M_{hi}, N_{hi} : 各各 A_q, D_{q-1} 의 第 i 一次抽出單位 中의 二次抽出單位의 總數

m_{hi}, n_{hi} : 各各 A_q, D_{q-1} 의 第 i 一次抽出單位에서 抽出되는 二次標本의 크기

라 하고, A_q, D_{q-1} 의 第 i 一次抽出單位 中의 二次抽出單位의 集合을 各各

$$A_{q, hi} = \{\theta_{hi1}, \theta_{hi2}, \dots, \theta_{hij}, \dots, \theta_{hiM_{hi}}\}$$

$$D_{q-1, hi} = \{w_{hi1}, w_{hi2}, \dots, w_{hij}, \dots, w_{hiN_{hi}}\}$$

라 하고,

p_{hij}, q_{hij} : 各各 θ_{hij}, w_{hij} 가 二次標本으로 抽出되는 確率

$$\sum_j^{M_{hi}} p_{hij} = 1, \quad \sum_j^{N_{hi}} q_{hij} = 1$$

라 할 때, 確率變數 X, Y 의 定義에 의하여

$$x_{hij} = X(\theta_{hij}) = (\theta_{hij} \text{에서의 } \alpha \text{의 값의 合計}), \quad (\theta_{hij} \in A_q)$$

$$y_{hij} = Y(w_{hij}) = \begin{cases} w_{hij} \text{에서의 } \alpha \text{의 값의 合計} : (w_{hij} \in B_q) \\ 0 : (w_{hij} \in C_q) \end{cases}$$

이고,

$$x_{hi} = \sum_j^{M_{hi}} x_{hij}, \quad x_h = \sum_i^{M_h} x_{hi} = \sum_i^{M_h} \sum_j^{M_{hi}} x_{hij}$$

및

$$y_{hi} = \sum_j^{N_{hi}} y_{hij}, \quad y_h = \sum_i^{N_h} y_{hi} = \sum_i^{N_h} \sum_j^{N_{hi}} y_{hij}$$

여기서 우리가 推定하고자 하는 것은

$$T = \sum_k^L (x_k + y_k)$$

이다.

定理 II-1. $\hat{T} = \sum_k^L \left\{ \frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} \frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi}'} \frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} \right.$
 $\left. + \frac{1}{n_h} \sum_{i'}^{n_h} \frac{1}{q_{hi'}} \cdot \frac{1}{n_{hi'}} \sum_{j'}^{n_{hi}'} \frac{Y_{hi'j'}}{q_{hi'j'}} \right\}$

는 T 의 不偏推定量이다.

證明 $X_h = \frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} \frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi}'} \frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} \tag{11}$

$$Y_h = \frac{1}{n_h} \sum_{i'}^{n_h} \frac{1}{q_{hi'}} \cdot \frac{1}{n_{hi'}} \sum_{j'}^{n_{hi}'} \frac{Y_{hi'j'}}{q_{hi'j'}} \tag{12}$$

라 놓으면

$$E(\hat{T}) = \sum_k^L \{E(X_h) + E(Y_h)\} \tag{13}$$

$$E(X_h) = \frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} E \left(\frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi}'} E^{(i')} \frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} \right)$$

$$= \frac{1}{m_h} \cdot m_h \sum_{i'}^{m_h} p_{hi'} \left\{ \frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \cdot m_{hi'} \sum_{j'}^{m_{hi}'} p_{hi'j'} \left(\frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} \right) \right\}$$

$$= \sum_{i'}^{m_h} \sum_{j'}^{m_{hi}'} x_{hi'j'} = x_h$$

마찬가지로

$$E(Y_h) = y_h$$

(13)에서

$$E(\hat{T}) = \sum_k^L (x_k + y_k) = T$$

定理 II-2. \hat{T} 의 分散은 다음과 같다.

$$V(\hat{T}) = \sum_k^L \left[\frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} \left\{ p_{hi'} \left(\frac{x_{hi'} - x_h}{p_{hi'}} \right)^2 + \frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi}'} p_{hi'j'} \left(\frac{x_{hi'j'} - x_{hi'}}{p_{hi'j'}} \right)^2 \right\} \right.$$

$$\left. + \frac{1}{n_h} \sum_{i'}^{n_h} \left\{ q_{hi'} \left(\frac{y_{hi'} - y_h}{q_{hi'}} \right)^2 + \frac{1}{q_{hi'}} \cdot \frac{1}{n_{hi'}} \sum_{j'}^{n_{hi}'} q_{hi'j'} \left(\frac{y_{hi'j'} - y_{hi'}}{q_{hi'j'}} \right)^2 \right\} \right]$$

證明 $\hat{T} = \sum_k^L (X_h + Y_h)$ 라 놓을 수 있고, 獨立標本이므로

$$V(\hat{T}) = \sum_k^L \{V(X_h) + V(Y_h)\} \tag{14}$$

그런데 (11)에서

$$X_h = \frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} \frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi}'} \frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}}$$

$$V(X_h) = V_{i' j'} E^{(i')} (X_h) + E V_{i' j'}^{(i')} (X_h) \quad (15)$$

$$\begin{aligned} V_{i' j'} E^{(i')} (X_h) &= \frac{1}{m_h^2} \sum_{i'}^{m_h} V_{i'} \left\{ \frac{1}{p_{hi'}} \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi'}} E_{j'}^{(i')} \left(\frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} \right) \right\} \\ &= \frac{1}{m_h^2} \cdot m_h V_{i'} \left\{ \frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \cdot m_{hi'} \sum_j^{M_{hi'}} p_{hi'j} \left(\frac{x_{hi'j}}{p_{hi'j}} \right) \right\} \\ &= \frac{1}{m_h} V_{i'} \left(\frac{1}{p_{hi'}} \sum_j^{M_{hi'}} x_{hi'j} \right) = \frac{1}{m_h} V_{i'} \left(\frac{x_{hi'}}{p_{hi'}} \right) \\ &= \frac{1}{m_h} \sum_i^{M_h} p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}} - x_h \right)^2 \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} E V_{i' j'}^{(i')} (X_h) &= E \left\{ \frac{1}{m_h^2} \sum_{i'}^{m_h} \frac{1}{p_{hi'}^2} \cdot \frac{1}{m_{hi'}^2} \sum_{j'}^{m_{hi'}} V_{j'}^{(i')} \left(\frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} \right) \right\} \\ &= \frac{1}{m_h^2} \cdot m_h E_{i'} \left\{ \frac{1}{p_{hi'}^2} \cdot \frac{1}{m_{hi'}^2} m_{hi'} \sum_j^{M_{hi'}} p_{hi'j} \left(\frac{x_{hi'j}}{p_{hi'j}} - x_{hi'} \right)^2 \right\} \\ &= \frac{1}{m_h} \sum_i^{M_h} p_{hi} \left\{ \frac{1}{p_{hi}^2} \cdot \frac{1}{m_{hi}} \sum_j^{M_{hi}} p_{hij} \left(\frac{x_{hij}}{p_{hij}} - x_{hi} \right)^2 \right\} \\ &= \frac{1}{m_h} \sum_i^{M_h} \frac{1}{p_{hi}} \frac{1}{m_{hi}} \sum_j^{M_{hi}} p_{hij} \left(\frac{x_{hij}}{p_{hij}} - x_{hi} \right)^2 \end{aligned} \quad (17)$$

(16), (17)을 (15)에 代入하면

$$V(X_h) = \frac{1}{m_h} \sum_i^{M_h} \left\{ p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}} - x_h \right)^2 + \frac{1}{p_{hi}} \cdot \frac{1}{m_{hi}} \sum_j^{M_{hi}} p_{hij} \left(\frac{x_{hij}}{p_{hij}} - x_{hi} \right)^2 \right\} \quad (18)$$

마찬가지로

$$V(Y_h) = \frac{1}{n_h} \sum_i^{N_h} \left\{ q_{hi} \left(\frac{y_{hi}}{q_{hi}} - y_h \right)^2 + \frac{1}{q_{hi}} \cdot \frac{1}{n_{hi}} \sum_j^{N_{hi}} q_{hij} \left(\frac{y_{hij}}{q_{hij}} - y_{hi} \right)^2 \right\} \quad (19)$$

(18), (19)를 (14)에 代入함으로서 證明은 끝난다.

定理 II-3. $\hat{V}(\hat{T}) = \sum_h^L \left\{ \hat{V}(X_h) + \hat{V}(Y_h) \right\}$

는 $V(\hat{T})$ 의 不偏推定量이다.

$$\text{但} \left\{ \begin{aligned} \hat{V}(X_h) &= \frac{1}{m_h(m_h-1)} \sum_{i'}^{m_h} \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - X_h \right)^2 \\ &\quad + \frac{1}{m_h^2} \sum_{i'}^{m_h} \frac{1}{p_{hi'}^2} \frac{1}{m_{hi'}(m_{hi'}-1)} \sum_{j'}^{m_{hi'}} \left(\frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} - X_{hi'} \right)^2 \\ \hat{V}(Y_h) &= \frac{1}{n_h(n_h-1)} \sum_{i'}^{n_h} \left(\frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}} - Y_h \right)^2 \\ &\quad + \frac{1}{n_h^2} \sum_{i'}^{n_h} \frac{1}{q_{hi'}^2} \frac{1}{n_{hi'}(n_{hi'}-1)} \sum_{j'}^{n_{hi'}} \left(\frac{Y_{hi'j'}}{q_{hi'j'}} - Y_{hi'} \right)^2 \\ X_{hi'} &= \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi'}} \frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}}, & X_h &= \frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} \frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} \\ Y_{hi'} &= \frac{1}{n_{hi'}} \sum_{j'}^{n_{hi'}} \frac{Y_{hi'j'}}{q_{hi'j'}}, & Y_h &= \frac{1}{n_h} \sum_{i'}^{n_h} \frac{Y_{hi'}}{q_{hi'}} \end{aligned} \right.$$

證明 $E\{\hat{V}(\hat{T})\} = \sum_k^L \{E\hat{V}(X_k) + E\hat{V}(Y_k)\}$

그런데

$$E\hat{V}(X_k) = \frac{1}{m_h(m_h-1)} E \sum_{i'}^{m_h} \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - X_k \right)^2 + \frac{1}{m_h^2} \sum_{i'}^{m_h} E \frac{1}{p_{hi'}^2} \frac{1}{m_{hi'}(m_{hi'}-1)} E^{(i')} \sum_{j'}^{m_{hi'}} \left(\frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} - X_{hi'} \right)^2 \quad (20)$$

여기서

$$\begin{aligned} E \sum_{i'}^{m_h} \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - X_k \right)^2 &= E \sum_{i'}^{m_h} \left\{ \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - x_h \right) - (X_k - x_h) \right\}^2 \\ &= E \left[\sum_{i'}^{m_h} \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - x_h \right)^2 - \frac{1}{m_h} \left\{ \sum_{i'}^{m_h} \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - x_h \right) \right\}^2 \right] \\ &= E \left\{ \left(1 - \frac{1}{m_h} \right) \sum_{i'}^{m_h} \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - x_h \right)^2 \right\} - \frac{1}{m_h} \cdot 0 \\ &= \frac{m_h-1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} E \left(\frac{X_{hi'}}{p_{hi'}} - x_h \right)^2 \\ &= \frac{m_h-1}{m_h} \cdot m_h E \left\{ \frac{1}{p_{hi'}} \cdot \frac{1}{m_{hi'}} \sum_{j'}^{m_{hi'}} E^{(i')} \left(\frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} - x_h \right) \right\}^2 \\ &= (m_h-1) \sum_i^{M_h} p_{hi} \left\{ \frac{1}{p_{hi}} \frac{1}{m_{hi}} m_{hi} \sum_j^{M_{hi}} p_{hij} \left(\frac{x_{hij}}{p_{hij}} - x_h \right) \right\}^2 \\ &= (m_h-1) \sum_i^{M_h} p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}} - x_h \right)^2 \end{aligned} \quad (21)$$

마찬가지로

$$E^{(i')} \sum_{j'}^{m_{hi'}} \left(\frac{X_{hi'j'}}{p_{hi'j'}} - X_{hi'} \right)^2 = (m_{hi'}-1) \sum_j^{M_{hi'}} p_{hi'j} \left(\frac{x_{hi'j}}{p_{hi'j}} - x_{hi'} \right)^2 \quad (22)$$

(21), (22)를 (20)에 代入하면

$$E\hat{V}(X_k) = \frac{1}{m_h} \sum_i^{M_h} p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}} - x_h \right)^2 + \frac{1}{m_h} \sum_{i'}^{m_h} \frac{1}{p_{hi}} \frac{1}{m_{hi}} \sum_j^{M_{hi}} p_{hij} \left(\frac{x_{hij}}{p_{hij}} - x_{hi'} \right)^2 = V(X_k)$$

마찬가지로

$$E\hat{V}(Y_k) = V(Y_k)$$

$$\therefore E\hat{V}(\hat{T}) = \sum_k^L \{E\hat{V}(X_k) + E\hat{V}(Y_k)\} = \sum_k^L \{V(X_k) + V(Y_k)\} = V(\hat{T})$$

定理 II-4. A_q 에 있어서

$$\text{費用函數} : C = C_0 + \sum_k^L (C_{1k}m_k + C_{2k}m_k\bar{m}_k) \quad (23)$$

$$m_{hi}/M_{hi} = \bar{m}_h/\bar{M}_h \quad (24)$$

$$\text{但, } \bar{m}_h = \sum_i^{M_h} p_{hi} m_{hi}, \quad \bar{M}_h = \sum_i^{M_h} p_{hi} M_{hi}$$

라 하고, 總費用 C 를 固定했을 때, $\sum_k V(X_k)$ 의 값을 最小로 하는 m_h, m_{hi} 는 다음과 같다.

$$m_h = \frac{(C - C_0) \sqrt{A / (C_{2h} \bar{m}_h^2)}}{\sum_k (C_{1h} + C_{2h} \bar{m}_h) \sqrt{A / (C_{2h} \bar{m}_h^2)}}$$

$$m_{hi} = \frac{M_{hi}}{\bar{M}_h} \sqrt{\frac{C_{1h} \cdot A}{C_{2h} \sigma_{Xh}^2}}$$

$$\text{但, } \begin{cases} \sigma_{Xh}^2 = \sum_i^{M_h} p_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{p_{hi}} - x_h \right)^2, & A = \sum_i^{M_h} \frac{1}{p_{hi}} \cdot \frac{\bar{M}_h}{M_{hi}} \cdot \sigma_{Xhi}^2 \\ \sigma_{Xhi}^2 = \sum_j^{M_{hi}} p_{hij} \left(\frac{x_{hij}}{p_{hij}} - x_{hi} \right)^2 \end{cases}$$

$$\text{證明 (18)에서 } \sum_k V(X_k) = \sum_k \frac{1}{m_h} \left\{ \sigma_{Xh}^2 + \sum_i^{M_h} \frac{1}{p_{hi}} \cdot \frac{1}{m_{hi}} \sigma_{Xhi}^2 \right\} \quad (25)$$

(24)에서

$$m_{hi} = (\bar{m}_h / \bar{M}_h) M_{hi} \quad (26)$$

(26)을 (25)에 代入하여

$$\begin{aligned} \sum_k V(X_k) &= \sum_k \frac{1}{m_h} \left\{ \sigma_{Xh}^2 + \frac{1}{\bar{m}_h} \sum_i^{M_h} \frac{1}{p_{hi}} \frac{\bar{M}_h}{M_{hi}} \sigma_{Xhi}^2 \right\} \\ &= \sum_k \left\{ \frac{1}{m_h} \sigma_{Xh}^2 + \frac{A}{\bar{m}_h} \right\}, \quad \text{但 } A = \sum_i^{M_h} \frac{1}{p_{hi}} \frac{\bar{M}_h}{M_{hi}} \sigma_{Xhi}^2 \end{aligned}$$

Lagrangian을 $F(m_h, \bar{m}_h)$ 라 하면

$$\begin{aligned} F(m_h, \bar{m}_h) &= \sum_k \frac{1}{m_h} \left(\sigma_{Xh}^2 + \frac{A}{\bar{m}_h} \right) \\ &\quad + \lambda \left\{ \sum_k (C_{1h} m_h + C_{2h} m_h \bar{m}_h) + (C_0 - C) \right\} \\ \frac{\partial F}{\partial m_h} &= -\frac{1}{m_h^2} \left(\sigma_{Xh}^2 + \frac{A}{\bar{m}_h} \right) + \lambda (C_{1h} + C_{2h} \bar{m}_h) = 0 \end{aligned} \quad (27)$$

$$\frac{\partial F}{\partial \bar{m}_h} = -\frac{A}{m_h \bar{m}_h^2} + \lambda C_{2h} m_h = 0 \quad (28)$$

(28)에서

$$\lambda m_h^2 = \frac{A}{C_{2h} \bar{m}_h^2} \quad (29)$$

또 (27), (28)에서 C_{2h} 를 消去하고 λm_h^2 에 對하여 풀면

$$\lambda m_h^2 = \frac{\sigma_{Xh}^2}{C_{1h}} \quad (30)$$

(29), (30)에서

$$\bar{m}_h = \sqrt{\frac{C_{1h} A}{C_{2h} \sigma_{Xh}^2}} \quad (31)$$

(29)에서

$$m_h = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \sqrt{\frac{A}{C_{2h}\bar{m}_h^2}} \quad (32)$$

(30), (32)를 (23)에 代入하여 $\sqrt{\lambda}$ 에 對하여 풀면

$$\sqrt{\lambda} = \frac{\sum_h^L (C_{1h} + C_{2h}\bar{m}_h) \sqrt{A/(C_{2h}\bar{m}_h^2)}}{C - C_0} \quad (33)$$

(33)를 (32)에 代入하면

$$m_h = \frac{(C - C_0) \sqrt{A/(C_{2h}\bar{m}_h^2)}}{\sum_h^L (C_{1h} + C_{2h}\bar{m}_h) \sqrt{A/(C_{2h}\bar{m}_h^2)}}$$

또 (31)을 (24)에 代入하면

$$m_{hi} = \frac{M_{hi}}{M_h} \sqrt{\frac{C_{1h}}{C_{2h}} \cdot \frac{A}{\sigma_{Xh}^2}}$$

系 D_{q-1} 에서

$$\text{費用函數} : C' = C_0' + \sum_h^L (C_{1h}' n_h + C_{2h}' n_h \bar{n}_h)$$

$$n_{hi}/N_{hi} = \bar{n}_h/\bar{N}_h$$

$$\text{但, } \bar{n}_h = \sum_i^{N_h} q_{hi} n_{hi}, \quad \bar{N}_h = \sum_i^{N_h} q_{hi} N_{hi}$$

라 하고, 總費用 C' 를 固定했을 때, $\sum_h^L V(Y_h)$ 의 값을 最小로 하는 n_h , n_{hi} 는 다음과 같다.

$$n_h = \frac{(C' - C_0') \sqrt{A'/(C_{2h}' \bar{n}_h^2)}}{\sum_h^L (C_{1h}' + C_{2h}' \bar{n}_h) \sqrt{A'/(C_{2h}' \bar{n}_h^2)}}$$

$$n_{hi} = \frac{N_{hi}}{\bar{N}_h} \sqrt{\frac{C_{1h}' A'}{C_{2h}' \sigma_{Yh}^2}}$$

$$\text{但} \begin{cases} \sigma_{Yh}^2 = \sum_i^{N_h} q_{hi} \left(\frac{x_{hi}}{q_{hi}} - x_h \right)^2, & A' = \sum_i^{N_h} \frac{1}{q_{hi}} \frac{\bar{N}_h}{N_{hi}} \sigma_{Yhi}^2 \\ \sigma_{Yhi}^2 = \sum_j^{N_h} q_{hij} \left(\frac{y_{hij}}{q_{hij}} - y_{hi} \right)^2 - y_{hi} \end{cases}$$

參 考 文 獻

[1] Choi, Chum Ho, *Sequential Sampling Estimation for True Population on the Stratified Sampling*, The Journal of the Korean Statistical Society II (December, 1973).
 [2] Cochran, W.G., *Sampling Techniques*, New-York: John Wiley and Sons, 1964.

pp. 252-254, 260 and 292-308.

- [3] Deming, W. E., *Some Theory of Sampling*, New York: John Wiley and Sons, 1961, pp. 73 and 156.
- [4] Hansen, M. H., Hurwitz, W. H., and Madow, W. G., *Sampling Survey Method and Theory*, New-York: John Wiley and Sons, 1956, pp. 56, 96, 144-150, 187, 194-199, 208 and 217.
- [5] Kendall, M. G., and Stuart, A., *The Advanced Theory of Statistics*, Vol. 3, London: Charles Griffin, 1968, pp. 177, 179 and 191.

{本研究는 産學協同財團의 支援에 의함}

梨花女子大學校