표본추출이론에서 설계기반 추론과 모형기반 추론의 비교

A Comparison of Design-based and Model-based Inference in Survey Sampling

홍기학* · 이기성** · 손창균***

Hong, Kihak · Lee, Gisung · Son, Changkyoon

본 연구에서는 1970년 Royall에 의해 표본추출방법의 한 대안으로서 다시 주목받기 시작한 균형추출방법(purposive selection or balanced sampling)과 확률추출방법(random sampling)의 장 · 단점을 층화추출법과 비추정량의 경우를 예로 들어 비교하고자 한다.

균형추출방법은 강건성(robustness)과 효율성(efficiency) 측면에서 확률추출방법은 추출의 간편성과 사회적 인식 측면에서 각각의 장점을 지니고 있는 것으로 볼 수 있다.

Ⅰ. 머 리 말

오늘날 우리들이 시행하는 표본추출방법에 의한 통계조사의 역사는 Kiaer(1897)를 그 시점으로 볼 때 105년 정도의 역사를 가지고 있다. Kuhn(1970)에 따르면, 표본추출방법의 변화는 시기별로 크게 1897년부터 1945년 사이의 페러다임 이전 시기(pre-paradigmatic period), 1945년부터 1970년 사이의 설계기반 페러다임 시기(design-based paradigm period), 그리고 1970년부터 현재까지에 이르는 결합 페러다임 시기(combined paradigm period) 등 3가지로 나누어 볼 수 있다.

페러다임 이전 시기 동안에 조사자들은 모집단으로부터 표본을 뽑을 때 이론적 근거에 대한 깊은 연구 없이 조사자 임의로 확률추출(random sampling)과 유의선택(purposive selection)중의 하나를 선택해서 조사에 임했다. 설계기반 페러다임 시기는 Neyman(1934)의 이론을 바탕으로 모집단으로부터 표본을 철저하게 확률적 근거에 의해 뽑아 조사에 사용했던 시기를 말한다. 이러한 원칙은 현재에도 계속 매우 유용한 표본추출방법으로 자리하고 있다. 결합 페러다임 시기는 설계기반 접근 방법에

* 동신대학교 컴퓨터학과 부교수, khhong@blue.dongshinu.ac.kr
** 우석대학교 전산정보학부 부교수, gisung@woosuk.ac.kr
*** 동신대학교 컴퓨터학과 전임강사, ckson85@blue.dongshinu.ac.kr

Royall(1970, 1971)등에 의해 제시된 모형기반 접근 방법(model-based approach or prediction-based approach)을 포함한 현재의 시기를 말한다. 모형기반 접근 방법에서 표본 선택방법으로 제시하는 균형추출(balanced sampling)은 1950년대 이전에 이론적 근거 없이 행해졌던 유의선택에 통계적 근거를 접목한 방법으로 유의선택을 확률추출의 단점들을 보완할 수 있는 대안으로 떠오를 수 있게 했다.

오늘날 여전히 표본조사에서 설계기반 접근 방법이 주류를 이루고 있지만 모형기반 접근 방법 또한 상당한 의미를 차지하고 있는 것이 사실이다. 이 들 두 방법은 서로 장·단점을 지니고 있으며, 따라서 둘 다 허용가능(admissible)하다고 볼 수 있다.

본 연구에서는 이들 두 방법의 장·단점을 층화추출의 경우를 예로 들어 살펴보고자 한다.

Ⅱ. 설계기반 추론

설계기반 추론에 대한 이론적 체계는 Neyman에 의해 완성되었지만, Yates(1949), Demming(1950), Hansen, Hurwitz와 Madow(1953), 그리고 Cochran(1953)등에 의해 통계조사의 주요 방법으로 자리잡았다.

설계기반 접근 방법에서 표본들은 조사자가 사전에 정한 확률추출계획에 의해 뽑히고, 표본 변화에 따른 추정량의 성질들은 반복추출(repeated sampling)에 따른 변화의 관점에서 정의된다. 즉, 주어진 표본계획 하에서 추출 가능한 모든 표본들에 대한 기대값이나 분산 등으로 정의된다. 이 때 추출계획에 연관된 확률분포는 모형화되거나 가정된 것이 아니라 실제 그 자체이다. 순수한 의미에서 설계기반 추론은 표본 속의 모든 단위들 각자가 자기 자신은 물론 표본으로 뽑히지 않은 모집단 속의 일단의 다른 단위 집단까지도 나타낸다는 대표 원리(representative principle)에 의존한다.

표본으로 뽑히지 않은 다른 단위들의 성질은 표본 속의 단위들과 비슷하고, 그 숫자는 표본 단위의 포함확률로부터 추정할 수 있다. 층화 확률 비복원추출의 경우 층 $h(h=1,2,\cdots,H)$에서 표본으로 뽑히지 않은 단위들의 수는 층 추출률의 역수에서 1을 뺀 값과 같다. 일반적으로 층화 확률 비복원추출에서 각각의 표본 단위에 대한 가중값은 그 단위의 포함확률의 역수가 된다. 이러한 가중값에 의거한 대표적인 설계기반 추정량이 HT(Horvitz-Thompson)추정량이다.

층화 확률 비복원추출에서 N_h와 n_h를 각각 h층의 모집단 크기와 표본의 크기, $N=\sum_h^H N_h$, 모집단 관심변수를 y라 놓으면 모집단 총합 $T(y)=\sum_h^H\sum_j^{N_h} y_{hj}$에 대한

HT 추정량은 다음과 같다.

$$\hat{T}_{HT}(y) = \sum_h \left[(N_h/n_h) \sum_{j \in S_h} y_{hj} \right] \tag{2.1}$$

모집단 총합을 추정하는데 식(2.1)을 그대로 사용하는 경우는 드물고, 많은 경우에 있어서 관심변수 y와 상관관계가 높으면서 동시에 그 값을 알 수 있는 보조변수(x)를 함께 이용해서 구한다. 가장 간단한 경우로 다음과 같은 HT비추정량(일반화 비추정량 : generalized ratio estimator)을 생각할 수 있다.

$$\hat{T}_{HTR}(y) = \frac{\hat{T}_{HT}(y)}{\hat{T}_{HT}(x)} T(x) \tag{2.2}$$

식(2.2)는 관심모수 y가 보조변수 x와 원점을 지나는 선형관계를 이루는 모집단에 대한 포함확률 π_i $(i = 1, 2, \cdots, N)$를 갖는 표본추출 계획에서 모집단 총합에 대한 비추정량을 일반화한 형태이다. $\hat{T}_{HTR}(y)$ 자체는 설계 비편향이 아니고, 또한 표본의 크기가 작을 경우 편향의 크기가 평균제곱오차의 크기에 심각한 영향을 줄 수 있다.

Brewer(1979)는 모형보조 접근 방법을 이용해서 $\hat{T}_{HTR}(y)$이 근사적으로 설계 비편향추정량이 됨을 보였다. 층화 확률 비복원추출에서 $\hat{T}_{HTR}(y)$는 결합 비추정량(combined ratio estimator)이 된다.

$$\hat{T}_{ASR}(y) = \frac{\sum_h \left[(N_h/n_h) \sum_{j \in S_h} y_{hj} \right]}{\sum_h \left[(N_h/n_h) \sum_{j \in S_h} x_{hj} \right]} T(x) \tag{2.3}$$

만약 각 층 내에서의 표본의 크기가 충분히 커서

$$V(\ \hat{T}_{SSR}(y)) = \sum_h V(\ \hat{T}_{HTR}(y_h))$$

로 나타낼 수 있다면, 결합 비추정량 보다는 다음과 같은 분리 비추정량(separate ratio estimator)을 사용하는 것이 더 효율적이다.

$$\hat{T}_{SSR}(y) = \sum_h \left[\frac{\sum_{j \in S_h} y_{hj}}{\sum_{j \in S_h} x_{hj}} \right] T(x_h) \tag{2.4}$$

Ⅲ. 모형보조 추론

$\hat{T}_{HTR}(y)$는 설계기반 추론에서 이미 오랫동안 모집단 모형들이 암묵적으로 사용되어 왔음을 나타내 주는 좋은 예이다. 모형보조 추론(model-assisted inference)은 이러한 모형들을 명시적으로 이용해서 설계기반 추론을 하는 방법이다. 즉, 모집단을 생성하는 가정모형 하에서 최적의 설계기반 추정량을 찾는 방법이다. 일반적으로 모형보조 추론 방법은 넓은 의미에서 설계기반 추론의 범주로 간주한다.

모형보조 접근 방법은 Sarndal et al.(1992)에 의해 집중적으로 연구되었다.

HT추정량이 전형적인 설계기반 추정량이라면, 대표적인 모형보조 추출법에 의한 추정량은 다음과 같은 일반화 회귀추정량(generalized regression estimator : GREG)이다.

$$\hat{T}_{GREG}(y) = \hat{T}_{HT}(y) + \hat{\underline{\beta}}'_{GREG}(T(x) - \hat{T}_{HT}(x)) \tag{3.1}$$

$\hat{\underline{\beta}}_{GREG}$는 y에 대한 가정모형으로부터 구한 회귀계수 $\underline{\beta}$의 모형 비편향추정량(model unbiased estimator)이다.

$$\begin{aligned} E_M(y_i) &= \underline{x}'_i \underline{\beta} \\ var_M(y_i) &= v_i \end{aligned} \tag{3.2}$$

이 때, $y_i (i = 1, 2, \cdots, N)$들은 서로 독립이다.

$\hat{T}_{GREG}(y)$는 근사적으로 설계 비편향추정량이 된다. 모형보조 접근 방법에서 가정모형의 역할은 단지 $\hat{\underline{\beta}}_{GREG}$의 형태를 결정짓는데 국한된다. $\hat{T}_{GREG}(y)$의 통계적 성질들은 모형보다는 포함확률 π_i와 연관된 확률분포(표본추출분포)에 따라 계산된다. 모형의 적합성 여부가 상대적으로 HT추정량에 대한 $\hat{T}_{GREG}(y)$의 효율성에

다소 영향을 미칠 수는 있지만 $\hat{T}_{GREG}(y)$는 모형의 정확성 여부에 관계없이 근사적으로 설계 비편향추정량이 된다.

$\hat{T}_{GREG}(y)$는 모든 보조변수들의 표본가중 합이 보조변수들의 모집단 합과 같다는 면에서 보정추정량(calibration estimator)이 된다.

가정모형이 다음과 같이 단일 보조변수만을 갖고, 분산이 보조변수의 크기에 비례하는 경우에

$$E_M(y_i) = \beta x_i,\ var_M(y_i) = \sigma^2 x_i$$

$\hat{T}_{GREG}(y)$는 $\hat{T}_{HTR}(y)$로 축소된다. 특히 비복원 층화 확률추출의 경우에는 $\hat{T}_{ASR}(y)$로 더욱 축소된다.

Ⅳ. 모형기반 추론

앞 장에서 논의한 것들은 기본적으로 확률표본에 근거한 설계기반 추정량들이었다. 설계기반 이론에서 확률변수는 i번째 단위의 관측값 y_i와 연관된 것이 아니라 i번째 단위가 표본에 속하느냐 속하지 않느냐에 관한 것이다. 설계기반 추론에서 표본 단위들과 비표본 단위들을 연결시켜주는 관계는 단순히 반복추출에 의해 언젠가는 비표본 단위들도 표본 속에 속할 수 있다는 것이다.

따라서, 관측된 표본 자료로부터 관측되지 않은 비표본 자료에 대한 정보를 알고자 한다면 단지 비표본 단위들이 언젠가는 표본으로 선택될 가능성이 있다는 관계보다는 보다 강력한 논리적 관계가 필요하다.

Royall(1970)은 유한모집단에서의 모수 추정방법의 하나로 유한모집단 원소들을 생성하는 초모집단(super-population)을 가정한 모형기반 추론 방법을 제시함으로써, 모수 추정시 표본으로 뽑힌 원소들과 뽑히지 않은 비표본 원소들을 이용할 수 있는 보다 강력한 통계적 근거를 마련하였다. 모형기반 방법에서는 유한모집단을 이루는 원소 $y_1, y_2, \cdots, y_N$을 확률변수 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_N$의 한 실현값으로 간주한다. 또한, 확률변수 $Y_1, Y_2, \cdots, Y_N$의 결합확률분포(모형)로 표본으로 뽑힌 원소들과 뽑히지 않은 비표본 원소들을 연계시킨다.

모형기반 추론에서는 추론의 근거를 직접적으로 가정된 모형에 두는데, Royall은 가장 적합한 모형으로서 다음과 같은 동질적 선형모형을 제시하였다.

$$M: \quad y_j = \beta x_j + \varepsilon_j$$
$$E_M(\varepsilon_j) = 0\,,\ E_M(\varepsilon_j^2) = \sigma^2 v(x_j)\,,\ E_M(\varepsilon_j \varepsilon_k) = 0\,,\ j \neq k \tag{4.1}$$

모집단 총합 $T(y)$에 대한 최량선형 비편향추정량(best linear unbiased predictor : BLUP)은

$$\hat{T}_{BLUP}(y) = \sum_{i \in S} y_j + \left[T(x) - \sum_{j \in S} x_j \right] \hat{\beta}_{BLUE} \tag{4.2}$$

$$\hat{\beta}_{BLUE} = \frac{\sum_{j \in S} y_j x_j}{v(x_j)} \Big/ \frac{\sum_{j \in S} x_j^2}{v(x_j)}$$

이고 ($\hat{T}_{BLUP}(y) - T(y)$)의 모형분산(또는 예측분산)은

$$var_M(\ \hat{T}_{BLUP}(y) - T(y)) = \sigma^2 \left[\frac{(T(x) - \sum_{j \in S} x_j^2)^2}{\sum_{j \in S} x_j^2 / v(x_j)} + \sum_{j \notin S} v(x_j) \right] \tag{4.3}$$

이 된다.

$x_j^2 / v(x_j)$이 x_j의 증가함수이기 때문에 $var_M(\ \hat{T}_{BLUP}(y) - T(y))$는 표본이 가장 큰 x_j 값들로 구성 됐을 때 최소가 된다. 이 때 표본은 가정모형 M하에서의 최적표본이 된다.

$v(x_j) = x_j$이면, $\hat{T}_{BLUP}(y)$는 다음과 같이 비추정량 $\hat{T}_R(y)$로 축소된다.

$$\hat{T}_{BLUP}(y) = T(x) \frac{\sum_{j \in S} y_j}{\sum_{j \in S} x_j} = \hat{T}_R(y) \tag{4.4}$$

최적 표본에 근거한 추정치는 가정모형에 매우 민감하고, 따라서 모형이 부정확했을 경우 편향이 무시할 수 없을 정도로 커질 수 있다는 문제점이 있다. Royall과 Herson(1973a)은 다음과 같은 일반화된 다항모형 하에서 균형표본이 가정모형의 오류에 대하여 강건하다는 것을 보였다.

$$M[\delta_0, \delta_1, \cdots, \delta_J : v(x)] : y_j = \delta_0\beta_0 + \delta_1\beta_1 x_j + \cdots + \delta_J\beta_J + \varepsilon_j[v(x_j)]^{1/2} \quad (4.5)$$
$$\varepsilon_j \sim i.i.d.(0, \sigma^2)$$

즉, 식(4.5)가 실제 모집단 생성 모형이라고 했을 때, 가정모형 식(4.1)로부터 얻은 비추정량에 대한 예측 편향은

$$E_M[\ \hat{T}_R(y) - T(y)] = N\bar{x}\sum_{j=0}^{J}\delta_j\beta_j\left[\frac{\bar{x}_S^{(l)}}{\bar{x}_S} - \frac{\bar{x}^{(l)}}{\bar{x}}\right] \quad (4.6)$$

이고, x_j^l들의 표본평균 $\bar{x}_S^{(l)}$이 그것들의 모집단 평균 $\bar{x}^{(l)}$과 같을 때, 0이 된다. 그들은 차수 J의 균형표본 $s(J)$를 다음과 같이 정의하였다.

$$\bar{x}_S^{(l)} = \bar{x}^{(l)}\ ,\ l = 1, 2, \cdots, J$$

Royall과 Herson(1973b)은 층화추출에서 각 층 내에 균형표본을 적용할 경우, 식(2.4)의 분리 비추정량은 모형의 오류에 대해 강건한 추정량이 된다는 것을 보였다.

균형추출 개념은 Kuhn이 지적하는 패러다임 이전 시기에 유의표본을 이용했던 조사 통계학자들이 목적으로 했던 이상(理想)의 한 실현을 나타냈다고 볼 수 있다.

V. 설계 및 모형기반 추론의 비교

설계기반 추정량과 모형기반 추정량의 효율을 비교하는데 어려움 점은 두 추정량이 서로 다른 패러다임에 의해서 정의된다는 것이다. 즉, 설계기반 분산은 모든 가능한 표본들에 대하여 정의되는 반면에 모형기반 분산은 모형의 모든 실현 가능한 결과들에 대하여 정의된다.

Isaki와 Fuller(1982)는 설계 및 모형기반 추정량들의 효율성을 비교하는 기준 척도로서 표본계획과 가정모형에 아래에서 예측량 $\hat{T}$의 분산을 다음과 같이 정의하고, 이를 $\hat{T}$의 예감분산(anticipated variance)이라고 명명했다.

$$AV(\hat{T} - T) = E_M[E_\pi(\hat{T} - T)^2] - [E_M E_\pi(\hat{T} - T)]^2 \quad (5.1)$$

주어진 가정모형의 분산이 존재하고, 추출확률이 관심변수 y값과 독립인 설계에서

는 예감분산을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$AV(\hat{T}-T)=E_\pi[var_M(\hat{T}-T\mid s)]-V_\pi[E_M(\hat{T}-T\mid s)] \tag{5.2}$$

$E_\pi[\hat{T}]=T$이면

$$AV(\hat{T}-T)=E_M[E_\pi(\hat{T}-T)^2]=E_M V_\pi(\hat{T}) \tag{5.3}$$

로서 설계기반 분산에 대한 모형기반 기대값이 된다.

$E_M[\hat{T}]=E_M[T]$ 이면

$$AV(\hat{T}-T)=E_\pi[var_M(\hat{T}-T\mid s)] \tag{5.4}$$

로서 조건부 모형 분산의 설계기반 기대값으로 표현된다.

본 장에서는 층화추출법과 분리 비추정량을 가지고 앞에서 기술한 설계 및 모형기반 추론의 장·단점을 예감분산의 관점에서 비교하고자 한다.

각 층 내에서의 표본추출은 설계기반의 경우 SRSWOR 방법으로 모형기반의 경우 균형추출방법으로 뽑는다.

일반적으로 대표본인 경우에는 설계기반 추론이, 소표본일 경우에는 모형기반 추론이 더 적당한 것으로 알려져 있다. 또한, 분석 단계에서는 모형기반 추론이 더 적당하고, 반면에 조사 계획 단계에서는 설계기반 추론이 더 적당하다. 왜냐하면 모형기반 추론이 특정 표본에 관계되어 있는 반면에 설계기반 추론은 주어진 특정 표본 계획하에서 뽑을 수 있는 모든 표본들과 관계되어 있기 때문이다.

1. 균형추출이 더 효율적인 경우

1) 강건성

모집단 생성 모형이 $M[0,1:x]$가 아니라 $M[\delta_0,\delta_1,\cdots,\delta_J: v(x)]$라 하더라도 균형표본 $s(J)$하에서 $\hat{T}_{SSR}(y)$은 일반적으로 모형 비편향추정량이 된다. 따라서, 균형표본은 추정량이 강건성의 성질을 갖게 하는 매우 중요한 요소이다.

일반적인 통계 이론 측면에서 볼 때, 어떤 한 추정량이 강건(robust)하다는 것은 추

정량의 효율이 모형(자료 생성 모형)의 변화에 많은 영향을 받지 않는 것을 말한다. 확률추출법에서는 추정량 자체가 이미 강건성의 성질을 가지고 있다. 그러나, 모집단 원소들을 고정된 상수로 간주하는 확률추출에서는 처음부터 자료 생성 모형을 고려할 필요가 없기 때문에 통계적 의미의 강건성과는 차이가 있다고 하겠다.

모형기반 추론 방법이 표본조사에서 유한모집단의 모수 추론에 일반 통계학의 이론을 접목시키자는 의도라고 볼 때, 설계기반 추론에서의 추정량의 강건성과 모형기반 추론에서의 추정량의 강건성과는 성질이 다르다고 할 수 있다.

2) 효율성

편향을 무시하고 비추정량의 분산 측면에서 볼 때, 균형추출계획은 단순 확률추출 계획보다 더 효율적이다.

즉,

$$M: \ y_j = \beta x_j + \varepsilon_j$$
$$E_M(\varepsilon_j) = 0\,,\ E_M(\varepsilon_j^2) = \sigma^2 x_i\,,\ E_M(\varepsilon_j \varepsilon_k) = 0\,,\ j \neq k$$

일 경우

$$var_M(\ \hat{T}_R(y) - T(y)) = \sigma^2 N\left(\frac{N-n}{n}\right)\frac{\bar{x}\cdot \bar{x}_R}{\bar{x}_S} \tag{5.5}$$

이다. 위 식에서 $\bar{x}$는 모집단 평균, $\bar{x}_S$는 표본평균, 그리고 $\bar{x}_R$은 비표본평균이다.

$\hat{T}_R(y)$은 모형 비편향추정량이므로, 식(5.4)의 예감분산 식을 이용하면

$$\begin{aligned} E_\pi var_M(\ \hat{T}_R(y) - T(y)) &= \sigma^2 \frac{N\bar{x}}{n}\left[E_\pi\left(\frac{1}{\bar{x}_S}\right)\bar{x} - n\right) \\ &\geq \sigma^2 \frac{N\bar{x}}{n}\left(N\frac{1}{\bar{x}}\,\bar{x} - n\right) \\ &= \sigma^2 \frac{N(N-n)}{n}\,\bar{x} \end{aligned} \tag{5.6}$$

이 된다. 식(5.6)의 우변 항은 식(5.5)에서 균형표본일 때의 분산이다.

즉, 층화 균형추출은 예감분산 측면에서 층화 단순 확률추출보다 더 효율적이다.

2. 확률추출이 더 효율적인 경우

1) 일치성

층화 확률표본계획은 분산이 보조변수 x_j에 비례한다는 가정과 관계없기 때문에 $\hat{T}_R(y)$에 타당한 개별적인 층 분산들을 추정할 수 있다. 따라서 Royall과 Herson (1973b)이 제안한 것보다 더 최적으로 각 층에 표본을 할당할 수 있다.

2) 표본추출 과정의 용이성

대부분 단순 확률추출은 표본들을 뽑기가 쉽지만 균형표본을 뽑기 위해서는 컴퓨터를 이용해야 한다. Neyman(1934)은 8,534개의 공동체로부터 7개의 변수들에 대해 균형인 15%의 표본을 수작업으로 뽑는다는 것이 불가능하다는 것을 Gini와 Galvani (1929)의 연구 결과를 인용하고 있다. 이는 요즘과 같이 컴퓨터의 성능이 매우 좋아진 경우에도 어느 정도는 마찬가지 현상이 존재한다고 보는 것이 타당하다고 사료된다. 왜냐하면 표본을 랜덤하게 뽑아서 바로 조사 표본으로 사용하는 것이 그 표본이 균형표본인가를 검정해서 사용여부를 가리는 것보다 더 단순하기 때문이다.

3) 사회적 인식

통계학자이건 일반인이건 간에 표본을 뽑을 때는, 확률추출방법이 다른 어떤 방법들 보다 가장 타당하다는 인식이 퍼져있고, 이러한 인식은, 단 기간에 없어질 성질의 것이 아닐 것으로 생각된다.

Ⅵ. 결 론

지금까지 우리는 모형기반 추론과 설계기반 추론의 장·단점들을 층화 균형추출방법과 층화 확률추출방법에 비추정량을 사용한 경우를 예로 들어 비교하였다. 균형추출방법은 강건성(robustness)과 효율성(efficiency) 측면에서 확률추출방법은 추출의 간편성과 사회적 인식 측면에서 각각의 장점을 지니고 있는 것을 알 수 있었다.

또한, 모형기반 추론은 소표본일 경우와 분석 단계에서 사용하는 것이 더 적당하고, 설계기반 추론은 대표본인 경우와 조사 계획 단계에서 더 적당하다.

Sarndal과 Wright(1984)는 BLUP와 GREG사이를 조화시킬 수 있는 cosmetic 추정량을 제시했는데, 회귀추정량 $\hat{\beta}$를 적당히 정의함으로써, GREG와 BLUP를 같게 만들어 주는 방법으로서 그러한 추정량을 "cosmetically calibrated" 되어 있다 라고 한다. 본 비교에서는 다루지 않았다.

<참 고 문 헌>

Brewer, K. R. W. 1979. "A class of Robust Sampling Designs for Large-Sample Surveys." *Journal of the American Statistical Association,* 74 : 911-915.

Brewer, K. R. W. 1999. "Design-based or Prediction-based Inference? Stratified Random vs Stratified Balanced Sampling." *International Statistical Review,* 67 : 35-47.

Brewer, K. R. W. 1995. "Combining Design-based and Model-based Inference. Business Survey Methods." New York : John Wiley and Sons, 589-606.

Hansen, M. H., Madow, W. G., and Tepping, B. J. 1983. "An Evaluation of Model-Dependent and Probability-Sampling Inferences in Sample Surveys." *Journal of the American Statistical Association,* 78 : 776-807.

Isaki, C. T. and Fukker, W. A. 1982. "Survey Design Under the Regression Superpopulation Model." *Journal of the American Statistical Association,* 77 : 89-96.

Lohr, S. L. 1999. Sampling : Design and Analysis. New York : Duxbury Press.

Royall, R. M. 1970. "On Finite Population Sampling Theory under Certain Linear Regression Models." *Biometrika,* 57 : 377-387.

Royall, R. M. and Herson, J. 1973a. "Robust Estimation in Finite Populations I." *Journal of the American Statistical Association,* 68 : 880-889.

Royall, R. M. and Herson, J. 1973b. "Robust Estimation in Finite Populations II : Stratification on a Size Variable." *Journal of the American Statistical Association,* 68 : 890-893.

Sarndal, C. E., Swensson, B., and Wretman, J. 1991. Model Assisted Survey Sampling. New York : Springer-Verlag.

Sarndal, C. E. and Wright, R. L. 1984. "Cosmetic Form of Estimators in Survey Sampling." *Scandinavian Journal of Statistics,* 11 : 146-156.

Valliant, R., Dorfman, A. H., and Royall, R. M. 2000. Finite Population Sampling and Inference -A Prediction Approach- . New York : John Wiley and Sons.