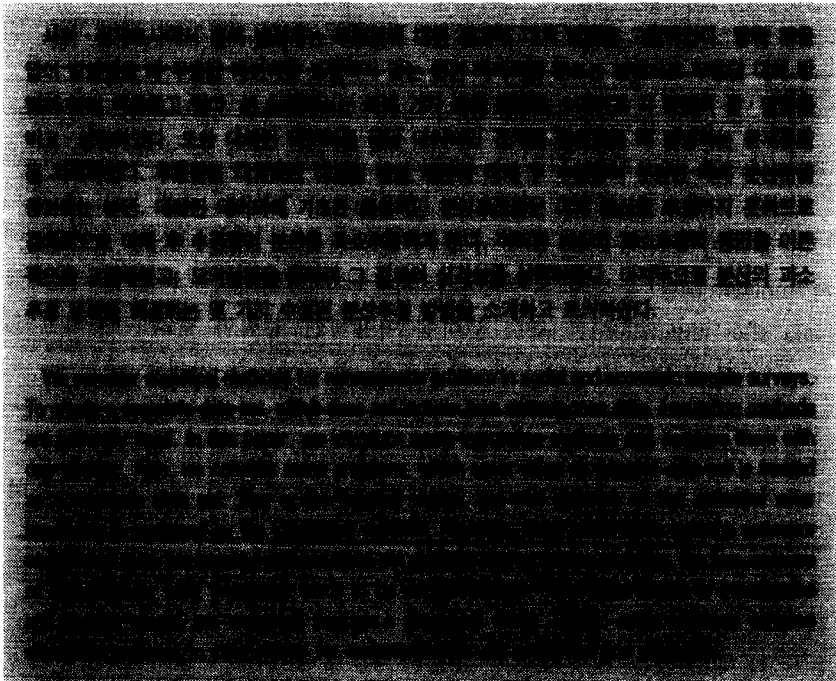


연구논문

무응답 대체 방법과 대체 효과

Imputation Methods for Nonresponse and Their Effect

김 규 성*
Kim, Kyuseong



* 서울시립대학교 전산통계학과. e-mail : kskim@uoscc.uos.ac.kr

I. 서론

대부분의 사회·경제 조사는 무응답(nonresponse)을 포함한다. 무응답은 여러 가지 이유로 발생하며, 현실적으로 무응답이 발생하는 것을 피하기는 어려운 일이다. 이러한 무응답은 조사 결과에 상당한 영향을 주기 때문에 조사의 신뢰도를 높이기 위해서는 무응답률을 낮추는 일이 매우 중요하다. 예를 들어 국회의원 선거 여론조사에서는 상당 비율의 무응답이 발생하며, 무응답 처리 결과에 따라 조사의 결과가 다르게 나타남은 어렵지 않게 알 수 있다. 무응답을 줄이기 위해서는 정비된 조사 체계, 숙련된 조사원, 그리고 검증을 거친 설문지 등 여러 요소를 유기적으로 갖출 필요가 있으며, 가능하면 무응답률이 낮은 조사를 하는 것이 바람직하지만, 시간적·경제적 여건 때문에 불가피하게 발생하는 무응답에 대해서는 사후적으로 처리하는 방법을 고려해야 한다.

가장 손쉽게 생각해 볼 수 있는 방법은 무응답은 제외하고 응답만을 조사 결과로 이용하는 것이다. 과거에 주로 이용됐던 이 방법은 조사 변수들 간의 관계를 고려하지 않고 무응답을 제외시킴으로써 자료를 효과적으로 이용하지 못하는 단점이 있어 바람직하지 않다. 대신에 무응답 대체(imputation)를 통하여 완전자료(complete data)를 만든 후 대체 후 자료(data after imputation)를 조사 분석에 이용하는 방법이 널리 이용되고 있다. 적절한 방법으로 무응답을 대체하면 응답자료의 손실을 줄일 수 있을 뿐 아니라 기존의 분석방법을 그대로 이용할 수 있는 장점이 있어서 무응답 자료를 제거하는 것보다 훨씬 바람직한 방법으로 평가되고 있다. 지금까지 많은 연구자들이 무응답 대체 방법을 활발히 연구하여 왔으며, 많은 연구 결과를 발표하였다.

무응답 대체 방법은 여러 가지가 있으며, 개별 문제에 따라 적절한 대체 방법을 채택하여 이용하는 것이 통상적인 방법이다. 본 연구에서는 무응답 대체 방법을 개괄적으로 고찰한 후, 대체 후 자료를 이용하여 추론을 하는 경우 제기되는 문제점에 초점을 맞추었다. 무응답 대체를 하여 얻은 완전자료는 여러 가지 바람직한 성질을 갖고 있는 반면, 사후적으로 대체된 값이기 때문에 대체값을 응답값인 것처럼 취급하는 경우에 대

체에 따른 새로운 문제점이 제기된다. 크게 두 가지 문제가 중요하게 여겨지는데 하나는 대체 후 추정량이 구조적 편향(systematic bias)을 가질 수 있다는 점이고 다른 하나는 대체 후 추정량의 분산이 과소추정(underestimation)될 수 있다는 점이다. 이 두 가지 문제는 무응답 대체로 인한 심각한 오류로 평가되는데, 전자는 추정량이 대체로 인한 구조적 편향성을 갖을 수 있어 추정치의 정확성이 감소됨을 의미하며, 후자는 추정량의 분산이 실제보다 작게 추정됨으로써 조사 결과의 신뢰도가 실제보다 높은 것으로 평가됨을 의미한다. 본 논문에서는 후자 쪽에 초점을 맞추어 대체 후 추정량의 분산의 과소추정 문제를 상세히 고찰한다.

2절에서는 무응답 대체 방법에 대한 소개를 하고 3절에서는 대체된 자료를 이용하여 추론을 하는 경우 발생하는 대체 효과와 대체 효과로 대체효과로 인한 문제점을 고찰하며 이러한 문제점을 해결하는 방법들을 설명한다. 마지막으로 4절에서는 결론과 토의로 끝맺는다.

II. 무응답 대체 방법

무응답 대체 방법은 크게 단일 대체와 다중 대체(multiple imputation) 방법으로 구분되며, 단일 대체 방법은 다시 결정적인 대체 방법(deterministic imputation method)과 확률적인 대체 방법(stochastic imputation method)으로 구분된다. (Kalton 과 Kasprzyk, 1986, 김영원과 조선경, 1996). 결정적인 대체 방법은 무응답 항목에 대한 대체값이 유일하게 결정되는 대체방법이며, 확률적인 대체 방법은 대체값이 확률적으로 정해지는 방법이다. 결정적인 대체 방법으로는 연역적 대체(deductive imputation), 시기적 대체(historical imputation), 평균대체(mean imputation), 축차 핫덱 대체(sequential hot deck imputation), 비 대체(ratio imputation), 회귀 대체(regression imputation), 최근방 대체(nearest neighbour imputation) 등이 있으며, 확률적 대체 방법에는 핫덱 대체(Hot deck imputation), 가중 핫덱 대체(weighted hot deck imputation), 랜덤 비 대체(random ratio imputation), 랜덤 회귀 대체(random regression imputation) 등이 있다.

대체 방법을 전체 데이터에 직접 적용하기보다는 대체 군(imputation class)을 만들어 대체 군내에서 대체 방법을 적용하는 것이 합리적이다. 대체 군은 제어 변수를 이용하여 대체 군내의 변수 값들이 가능한 서로 비슷해지도록 만드는 것이 바람직하다. 대체군을 이용하면 무응답 편향의 효과를 감소시키고 대체의 정확도를 높이는 효과가 있다.

연역적 대체 방법은 논리적인 제약조건이나 다른 기록에 의하여 확실하게 대체값을 지정하여 무응답을 대체하는 방법을 말한다. 시기적 방법은 반복조사(repeated survey)에서 유용한데, 만일 반복조사에서 동일 항목의 응답값이 조사 시점에 따라 안정된 값을 보이고 전회 조사값과 금회 조사값의 상관관계가 높으면 금회 조사의 무응답을 전회 조사값으로 대체하는 방법이다. 평균대체는 무응답 항목에 대체군 내의 응답값 평균을 구하여 무응답 항목에 대체하는 방법이다. 평균 대체 방법은 간단하여 이용되기 쉬운 장점이 있으며, 항목 변수가 양적 변수이고 구하고자 하는 통계량이 평균일 때 유용하다. 그러나 대체 후 값들은 평균값의 빈도수가 지나치게 많아져 응답값들의 분포가 왜곡되고, 평균이 아닌 통계량, 예를 들면 백분위수 같은 통계량을 구할 때는 효율이 저하되는 단점이 있다. 축차 핫덱 대체 방법은 데이터 파일을 만들 때, 직전에 응답한 단위의 항목값으로 대체하는 방법으로, 사회·인구통계조사에 유용하다. 즉 표본은 사회·인구통계적 지표에 의해 자연스럽게 대체 군으로 구분되며, 대체 군내의 항목값은 서로 유사할 가능성이 높다. 또한 조사는 지리적인 연속성을 가지고 이루어지므로 무응답이 발생하면 직전의 응답값으로 대체하는 것이 타당성이 있다.

비 대체와 회귀 대체는 보조변수를 이용하여 비 예측치(ratio predicted value)나 회귀 예측치(regression predicted value)로 무응답을 대체하는 방법으로, 항목 변수와 상관관계가 높으며, 전체 조사 단위에서 이용가능한 보조변수가 있을 때 유용한 방법이다. 이 방법이 효과적이기 위해서는 항목 변수가 양적인 변수이며 항목 변수와 보조변수의 관계를 비 모형(ratio model)이나 회귀모형(regression model)이 잘 설명할 수 있어야 한다. 최근방 대체는 보조변수를 이용하여 무응답 조사 단위와 가장 유사한 응답 조사 단위를 찾아, 대응되는 항목값을 대체하는 방법으로 축차

핫덱 방법과 유사성이 있다. 이때 가장 유사한 단위는 거리 함수를 이용하여 찾는다.

결정론적 대체 방법은 대체 값을 유일하게 지정하여 대체를 하므로 항목 변수의 변동을 줄이는 경향이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 확률적 대체가 제안되었다. 핫덱 대체는 대체 군내의 응답값 중에서 하나를 랜덤하게 선정하여 무응답 항목에 대체하는 방법으로, 핫덱 대체를 이용하면 무응답 대체 후에도 표본의 분포가 그대로 유지되는 장점이 있다. 평균 대체나 비 대체 등과는 달리 표본 분포가 유지되므로 통계량의 형태에 무관하게 이용될 수 있다. 가중 핫덱 대체는 응답값 중 하나를 선정할 때 가중값을 두어 선정하는 방법이다. 이 방법은 층화(stratification)가 되어 있거나 집락화(clustering)가 되어 있어 대체 군내의 응답값들이 서로 다른 추출확률을 갖을 때 유용하게 이용될 수 있다. 랜덤 비대체 방법이나 랜덤 회귀대체 방법은 은 비대체 값이나 회귀대체 값에 확률오차를 포함시켜 대체하는 방법으로 포함되는 확률오차는 대체 전 자료의 변동과 대체 후 자료의 변동이 같아지도록 변동의 폭을 계산하여 포함시킨다. 확률 대체 방법을 이용하면 결정적 방법에 비하여 대체하는 방법은 다소 복잡하나 자료의 변동을 유지할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

단일 대체 방법들은 대체값을 하나만 선택하면 되므로 간단하다는 장점은 있으나 대체로 인한 불확실성을 설명하기에는 미비하다는 단점을 동시에 가지고 있다. Rubin(1987)에 의하여 제안된 다중 대체방법은 무응답 항목에 여러 번의 대체를 통하여 대체된 값들의 변동을 계산한 후, 대체 후 추정량을 구하는 방법이다. 이 방법은 대체로 인한 불확실성을 용이하게 추정할 수 있는 장점이 있으나 여러 번의 대체를 해야 하는 부담이 있다.

Ⅲ. 무응답 대체 효과

1. 무응답 대체 효과

크기 N 인 모집단에서 단순임의추출한 표본(simple random sample)을 A_s

로 나타내고 이 중 응답 표본을 A_r 로 나타내며 크기는 각각 n 과 r 이라 하자. 무응답에 대체 방법을 사용하여 대체한 자료를 \hat{y}_k 로 표현하고, 대체 후 자료를 y_k^* 로 나타내자.

$$y_k^* = \begin{cases} y_k & k \in A_r, \quad \text{응답값} \\ \hat{y}_k & k \in A_{s-r}, \quad \text{대체값} \end{cases} \quad (3.1)$$

그러면 대체 후 자료로 만든 표본평균은 다음과 같다.

$$\bar{y}_I = \frac{1}{n} \left(\sum_{k \in A_r} y_k + \sum_{k \in A_{s-r}} y_k^* \right) \quad (3.2)$$

대체 후 표본평균 \bar{y}_I 는 대체 값이 포함된 추정량이므로 표본평균이 갖는 좋은 통계적 성질을 그대로 유지하지는 못한다. 그러나 적절한 대체 방법을 선택하여 이용하면, 대체 후 표본평균 \bar{y}_I 는 모평균의 비편향추정량(unbiased estimator)이 되는 바람직한 성질을 가지고 있으므로 모평균 추정에 쉽게 이용될 수 있으며, 또한 널리 이용되고 있다. 그러나 대체 값으로 인해 대체 후 추정량 \bar{y}_I 는 표본평균보다 더 큰 분산을 갖는데 주목할 필요가 있다. 더 큰 분산은 추정량의 효율을 나타내는데 중요한 역할을 하며, 이를 간과할 경우 조사의 결과가 과대 평가될 수 있는 위험이 있다.

예를 들어 선거의 사전 여론조사에서 각 후보의 예상 지지율을 예측하기 위하여 n 명을 조사하였다고 하자. 통상적으로 후보자가 받을 지지율 p 를 표본 지지율 \hat{p} 로 예측할 수 있고, 지지율에 대한 95% 최대 신뢰한계로는 $\hat{p} \pm 1/\sqrt{n}$ 을 이용하는 것이 보통이다. 그런데 무응답이 발생하여 응답자의 수가 r 이라 하자. 그리고 평균 대체를 이용하여 무응답을 대체했다고 하자. 그러면 대체 후 추정량 \hat{p}_I 은 \hat{p} 가 되어 지지율 예측치는 응답자의 평균지지율이 되며, 지지율에 대한 95% 최대 신뢰한계는

$$\hat{p} \pm \frac{1}{\sqrt{r}}$$

이 되어 신뢰구간의 길이가 길어진다. 예컨대 1,000명을 조사하면 신뢰구간의 길이는 $\pm 3.16\%$ 인데 비해 만일 1,000명 중 30%의 무응답이 발생하여 700명이 응답을 하면, 신뢰구간의 길이는 $\pm 3.78\%$ 로 늘어나게 되는 것이다. 따라서 무응답 대체 효과를 무시할 경우 실제 신뢰구간의 길이보다 작은 신뢰구간을 사용함으로써 추론의 오류를 범할 가능성이 커지게 된다.

대체 후 추정량의 분산이 증가하는 이유를 다음과 같이 설명할 수 있다. 대체 후 추정량의 오차는 표본추출오차, $\bar{y}_s - \bar{Y}$, 와 무응답 대체오차, $\bar{y}_I - \bar{y}_s$, 로 구분된다. 즉, $\bar{y}_I - \bar{Y} = (\bar{y}_s - \bar{Y}) + (\bar{y}_I - \bar{y}_s)$. 따라서 대체 후 표본평균의 분산, V_n ,은 표본추출분산(sampling variance, V_{sam}), 대체 분산(imputation variance, V_{imp}), 그리고 두 변량의 공분산, V_{mix} ,으로 구성된다.

$$V_{tot} = V_{sam} + V_{imp} + V_{mix} \quad (3.6)$$

즉, 대체 후 추정량의 분산은 무응답이 없는 표본평균에 비하여 대체 분산만큼 그 값이 증가하게 되는 것이다. 증가되는 대체 분산의 크기는 대체 방법에 따라 다르게 나타나며, 무응답률이 커질수록 커지는 경향이 있다.

대체 후 추정량의 분산은 커지는 반면, 완전 자료를 이용한 대체 후 추정량의 분산 추정량은 도리어 작아지는 경향이 있다. 만일 대체 후 데이터를 응답 데이터인 것처럼 이용하여 표본분산을 구한 후, 대체 후 표본평균의 분산을 v_p^* 로 추정한다고 하자.

$$v_p^* = \left(\frac{1}{n} - \frac{1}{N} \right) s_I^2 \quad (3.7)$$

여기서 N 은 모집단 크기이며, $s_I^2 = \sum_{k=1}^n (y_k^* - \bar{y}_I)^2 / (n-1)$ 이다. 그리고 이를 이용하여 표본변이계수(cv)나 모평균의 $100(1-\alpha)\%$ 신뢰구간을 다음과 같이 구했다고 하자.

$$cv(\%) = \frac{\sqrt{v_p^*}}{\bar{y}_I} \times 100 \quad (3.8)$$

$$[\bar{y}_I - z_{\alpha/2} \times \sqrt{v_p^*}, \bar{y}_I + z_{\alpha/2} \times \sqrt{v_p^*}] \quad (3.9)$$

그러면 위의 변이계수는 실제 값보다 작게 나오며, 신뢰구간은 실제 신뢰구간보다 좁게 나타난다. 따라서 대체 후 표본평균이 갖는 통계적 신뢰도를 실제보다 과대 평가함으로써 추론의 오류를 내포하게 된다. 이러한 결과가 나오는 근본적인 이유는 대체 자료를 응답자료인 것처럼 취급하여 추정량의 정도(precision)를 평가할 이용했기 때문이다. 즉 대체할 때 대체로 인한 오차가 대체 후 자료에 포함되는데 이를 무시하고 표본추출 오차만을 계산하여 정도 평가에 이용해서 생기는 현상인 것이다.

2. 모의 실험

대체 후 데이터를 응답 데이터인 것처럼 이용하여 통상적인 조사 결과 분석에 이용하면 위에서 언급한대로 두 가지 대체 효과가 나타난다. 하나는 대체 후 추정량의 분산이 증가하는 것이고 다른 하나는 통상적인 분산추정량은 대체 후 추정량의 분산을 과소 평가하는 것이다. 이 같은 효과를 수량적으로 확인해 보기 위하여 간단한 모의실험을 실시한다.

자료는 관심변수 y 와 보조변수 x 로 구성되어 있으며, 관심변수와 보조변수는 다음의 관계가 있다고 하자.

$$y_i = \beta \sqrt{x_i} + \varepsilon_i, \quad i=1, \dots, n \quad (3.10)$$

보조변수 x 는 감마분포를 따르며, $x \sim \text{Gamma}(g, h)$, 오차 ε 는 보조변수 x 가 주어졌을 때, 정규분포를 따르고, $\varepsilon | x \sim N(0, x\sigma^2)$, 모수는 각각 $g=2, h=2, \sigma=1, \beta=2$ 를 사용하며 표본의 크기는 $n=100$ 이라 하자. 무응답은 관심변수와 무관하게 일어나는 것을 가정하며 무응답률은 10%, 20%, 30%, 40%, 50%인 경우를 고려한다. 대체방법은, 응답자의 평균을 대체하는 평균대체, $\hat{y}_k = \bar{y}_r$, 여기서 \bar{y}_r 은 응답값 평균, 보조변수를 이용하는 비대체, $\hat{y}_k = (\bar{y}_r / \bar{x}_r) x_k$, 그리고 응답값 중에서 랜덤하게 하나를 선택하여 대체하는 핫덱 대체 등 세가지를 고려한다. 각각의 대체 방법에 따라 모

의실험을 10,000번 반복하여 대체에 따른 두 가지 대체효과를 알아본다. 하나는 대체 후 추정량 \bar{y}_I 의 분산 $Var\{\bar{y}_I\}$ 과 무응답이 없을 때의 표본평균 \bar{y}_s 의 분산과 비교하여 상대분산 (relative variance, RV)을 구하고,

$$RV = \frac{Var(\bar{y}_I)}{Var(\bar{y}_s)} \quad (3.12)$$

다른 하나는 대체 후 자료를 응답자료인 것처럼 취급하여 구한 분산추정량 $v(\bar{y}_I)$ 을 구하여 대체 후 추정량의 분산 $Var\{\bar{y}_I\}$ 과 비교한 분산추정량의 상대편향(Relative bias, RB)을 구한다.

$$RB(\%) = \sum_{k=1}^K \frac{(v_k^*(\bar{y}_I) - V(\bar{y}_I)) / K}{V(\bar{y}_I)} \times 100 \quad (3.13)$$

여기서 v_k^* 는 k 번째 모의실험에서 구한 분산추정량, (식 3.7),이다. 상대분산 RV는 대체 후 분산이 무응답이 없을 때의 표본평균의 분산과 비교하여 어느 정도인지를 보여주고, 상대편향 RB는 대체 후 자료를 응답자료인 것처럼 취급하여 분산을 구했을 때 어느 정도의 과소 추정이 발생하느냐를 나타내 준다. 모의실험의 결과가 <표 1>에 실려있다.

대체적으로 무응답률이 증가하면 대체 후 분산은 증가하고, 반면에 대체 후 분산 추정값은 감소하는 경향을 볼 수 있다. 평균대체의 경우 대체 후 분산은 무응답률이 10%일 때는 12.0% 증가하며 무응답률이 50%일 때는 무려 98.2%나 증가하고 있다. 반대로 대체 후 분산추정은 무응답률이 10%일 때는 19.3%만큼 과소추정하게 되며 무응답률이 50%일 때는 74.9%만큼 과소추정 되고 있다. 바꾸어 말하면 무응답률이 50%일 때는 전체 분산 중 25.1%만이 추정되는 것이다. 평균대체, 비 대체, 핫덱 대체 모두 무응답률이 증가하면 이같은 현상은 동일하게 나타나는데, 세 가지 방법을 비교하면 평균대체가 가장 심하게 분산을 과소 추정하며 그 다음이 핫덱 대체, 그리고 비 대체 순이다.

이 결과는 자료가 생성된 모형, $y_i = \beta \sqrt{x_i} + \varepsilon_i$, $i=1, \dots, n$,에서 설명되는 결과이므로 모형이 바뀌면 결과는 다소 달라질 수 있다. 그러나 위에서 설명한 두 가지 대체로 인한 효과, 즉 대체 후 분산은 증가하고 통상

적인 분산추정량은 과소추정하는 효과는 정도의 차이는 있지만 여전히 나타날 것으로 짐작할 수 있다.

〈표 1〉 표본대체 방법에 따른 대체 효과

응답률		무응답 대체방법		
		평균대체	비대체	핫덱대체
90%	$Var(\bar{y}_i)$	0.065	0.065	0.071
	RV	1.120	1.120	1.224
	$v(\bar{y}_i)$	0.052	0.059	0.058
	RB	-19.2%	-8.6%	-17.9%
80%	$Var(\bar{y}_i)$	0.073	0.072	0.084
	RV	1.258	1.241	1.448
	$v(\bar{y}_i)$	0.046	0.061	0.058
	RB	-36.2%	-15.5%	-31.0%
70%	$Var(\bar{y}_i)$	0.084	0.082	0.102
	RV	1.448	1.413	1.758
	$v(\bar{y}_i)$	0.040	0.062	0.058
	RB	-51.2%	-24.5%	-43.0%
60%	$Var(\bar{y}_i)$	0.097	0.096	0.120
	RV	1.672	1.655	2.068
	$v(\bar{y}_i)$	0.035	0.063	0.058
	RB	-64.0%	-34.0%	-51.6%
50%	$Var(\bar{y}_i)$	0.115	0.115	0.145
	RV	1.982	1.982	2.500
	$v(\bar{y}_i)$	0.029	0.065	0.057
	RB	-74.9%	-43.6%	-60.1%

3. 무응답 대체 효과의 보정

무응답 대체로 인하여 생기는 대체 후 추정량의 분산의 과소 추정문제를 해결하기 위해서는 대체분산까지 추정할 수 있는 분산추정 방법을 고려할 필요가 있다. 즉 대체 효과를 분산 추정 방법에 반영할 수 있어야 한다. 이에 대한 연구 결과는 다각적으로 발표되고 있는데, 대표적인 방

법으로는 대체모형을 이용한 분산 추정 방법, 수정된 잭나이프 방법(jackknife method)을 이용한 방법, 다중대체(multiple Imputation)를 이용한 분산추정 방법, 그리고 붓스트랩(bootstrap)을 이용한 방법 그리고 균형이분표본(balanced half sample)을 이용한 방법 등이 있다.

Sarndal(1992)는 대체모형을 이용한 분산추정 방법을 제안하였다. 이 방법은 관심변수와 연관이 높은 보조변수가 있을 경우, 보조변수를 이용하여 다음과 같은 비 대체 모형을 설정한 후, $y_k = \beta x_k + \varepsilon_k$, 표본추출분산과 대체분산을 각각 추정하여 합한 추정량으로 전체 분산을 추정하는 방법이다. 대체 모형을 이용하면 대체 분산을 표본추출분산과 분리해서 구할 수 있고, 대체분산으로 인한 대체 효과를 명료하게 설명할 수 있으며, 결과적으로 분산의 과소 추정을 방지할 수 있다. Sarndal은 모의실험을 통하여 대체 모형을 이용한 방법이 통상적인 분산추정방법에 비하여 효율적임을 설명하였다. 그러나 이 방법은 대체 모형 가정이 타당할 때 추론의 효율이 높으며, 모형 가정이 잘 부합되지 않으면 추론의 효율이 저하되는 단점이 있다. 김(2000)은 Sarndal이 제안한 방법을 일반적인 회귀대체모형,

$$y = \beta_0 + \beta x_1 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon, \quad (3.14)$$

으로 확장하여 분산의 과소 추정을 방지하는 방법을 제안하였다.

잭나이프(Jackknife) 방법은 대표적인 비모수적 분산 추정 방법으로, 전통적인 잭나이프 방법은 독립이며 동일한 분포를 갖는 표본을 대상으로 하여 고안되었다. 그러나 표본조사에서 얻어지는 표본은 대부분 복합표본(complex sample)이어서 추출확률이 다르거나 독립이 아닌 경우가 많다. 따라서 잭나이프 방법을 복합표본에 적용하기 위해서는 약간의 수정이 필요하다. (Yung과 Rao, 1996). Rao와 Shao (1992)는 무응답이 대체된 완전자료에 잭나이프 방법을 이용하여 분산을 추정하는 방법을 제안하였는데, 그들이 제안한 방법은 대체효과를 잭나이프 표본평균을 방영하는 것이다. 다음과 같은 잭나이프 표본평균을 만들면,

$$\bar{y}_I(-j) = \begin{cases} \frac{1}{n-1}(ny_I - y_j), & j \in A_r \\ \frac{1}{n-1}(ny_I - y_j^*), & j \in A_{s-r} \end{cases} \quad (3.15)$$

제외되는 조사 단위가 무응답 조사단위일 때, 응답값 대신에 대체값을 대입해 줌으로 해서 잭나이프 표본평균간의 변동성을 크게 해주어 분산의 과소추정을 방지하는 효과를 기대할 수 있다. 수정된 잭나이프 방법은 표본평균 외에 표본평균으로 만들어지는 대부분의 추정량에 적용할 수 있어 적용범위가 넓은 장점이 있다. (Rao와 Sitter, 1995; Sitter, 1997; Sitter와 Rao, 1997).

붓스트랩을 이용한 방법은 응답표본에서 붓스트랩 부차 표본을 반복하여 추출하여 분산 추정량을 만드는 방법이고(Shao와 Sitter, 1996), 균형이분표본을 이용한 방법은 층화 표본이 주어졌을 때, 무응답으로 인한 효과를 균형이분표본의 계수에 반영함으로써 대체 효과를 분산추정량에 반영하는 방법이다 (Shao, Chen과 Chen, 1998).

IV. 토의 및 결론

사회·경제 조사에서 흔히 발생하는 무응답 문제에 대하여 무응답 대체 방법과 대체효과에 대해서 살펴보았다. 무응답 대체 방법은 결정적인 방법과 확률적인 방법으로 구분되며 구체적인 문제에 따라 적절하게 선택하여 이용하면 응답자료의 손실 없이 효과적인 모수 추정을 할 수 있다. 그러나 대체 후 자료를 응답자료인 것처럼 간주하여 대체 후 추정량의 효율을 평가하면 실제 효율을 과대 평가하여 조사 결과의 신뢰도를 떨어뜨릴 위험성이 있다. 그 이유는 대체된 데이터를 이용하면 대체로 인한 분산의 증가 효과가 발생하는 반면, 통상적인 분산추정량은 대체 분산을 추정하지 못함으로 해서 그 차이만큼 과소 추정되는 효과가 발생하는 것이다. 본 논문에서는 이론적인 분석과 함께 모의실험을 통하여 그 심각성을 수치로 보였다.

이러한 분산의 과소 추정은 곧바로 조사 결과의 신뢰도를 떨어뜨리는 결과를 초래하기 때문에 분산의 과소 추정을 방지하는 수정된 분산추정 방법이 여러 가지로 개발되었는데, 대체모형을 이용한 방법, 수정된 잭 나이프 방법, 다중 대체 방법, 붓스트랩을 이용한 방법, 균형이분표본을 이용한 방법들이 주로 연구·이용되고 있다.

대부분의 통계조사에서 무응답은 현실적으로 존재한다. 무응답을 최대한 줄이는 것이 바람직하지만 시간적·경제적 제약으로 불가피하게 발생하는 무응답은 사후적으로 적절하게 처리하여 무응답의 효과를 최대한 보정하는 것이 조사의 신뢰도를 높이는 방법이 될 것이다. 무응답 대체 방법은 개별적인 문제에 따라 취사 선택 되어야 하며, 각 방법에 따라 대체 효과가 다르므로 보정 방법 또한 달라져야 한다. 무응답을 원천적으로 없앨 수는 없지만 사후적으로 현명하게 대처하면 무응답의 효과를 상당부분 상쇄시킬 수는 있을 것이다. 본 논문에서 소개한 무응답 대체 방법과 수정된 분산추정 방법들을 실제 문제에 현명하게 적용하면 무응답으로 인한 조사결과의 오류를 줄일 수 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

- 김규성 (2000). 회귀대체모형을 이용한 대체 후의 분산 추정. 한국통계학회 춘계 학술발표회 논문집, 233-238.
- 김영원, 조선경 (1996). 표본조사에서 항목 무응답 대체방법. 한국통계학회논문집, 3, 145-159.
- Kalton, G. and Kasprzyk, D. (1986). The treatment of missing survey data. *Survey Methodology*, 12, 1-16.
- Kovar, J.G. and Chen, E.J. (1994). Jackknife variance estimation of imputed survey data. *Survey Methodology*, 20, 45-52.
- Kovar, J.G. and Whitridge, P.J. (1995). Imputation of business survey data. *Business survey methods*, 403-423.
- Rao, J.N.K. and Shao, J. (1992). Jackknife variance estimation with survey

- data under hot-deck imputation. *Biometrika*, 79, 811-822.
- Rao, J.N.K. and Sitter, R.R. (1995). Variance estimation under two-phase sampling with application to imputation for missing data. *Biometrika*, 82, 453-460.
- Rubin, D.B. (1987). *Multiple imputation for nonresponse in survey*. Wiley, New York.
- Sarndal, C.E. (1992). Methods for estimating the precision of survey estimates when imputation has been used. *Survey Methodology*, 18, 241-252.
- Shao, J. and Sitter, R.R. (1996). Bootstrap for imputed survey data. *Journal of American Statistical Association*, 91, 1278-1288.
- Shao, J. Chen, Y., and Chen, Y. (1998). Balanced repeated replications for stratified multistage survey data under imputation. *Journal of American Statistical Association*, 93, 819-831.
- Sitter, R.R. (1997). Variance estimation for the regression estimator in two-phase sampling. *Journal of the American Statistical Association*, 92, 780-787.
- Sitter, R.R. and Rao, J.N.K. (1997). Imputation for missing values. *The Canadian Journal of Statistics*, 25, 61-73.
- Yung, W. and Rao, J.N.K. (1996). Jackknife linearization variance estimators under stratified multi-stage sampling. *Survey Methodology*, 22, 23-44.