



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

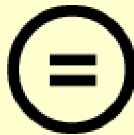
다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

이 학 석 사 학 위 논 문

검정력 기반의 복합표본설계를 위한 표본수 결정



2020년 2월

부경대학교 대학원

통 계 학 과

이 효 주

이학석사 학위논문

검정력 기반의 복합표본설계를 위한 표본수 결정

지도교수 박 인 호

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함.

2020년 2월

부경대학교 대학원

통 계 학 과

이 효 주

이효주의 이학석사 학위논문을 인준함.

2020년 2월 21일



위 원 장	이학박사	장 대 홍
위 원	이학박사	하 일 도
위 원	이학박사	박 인 호



목 차

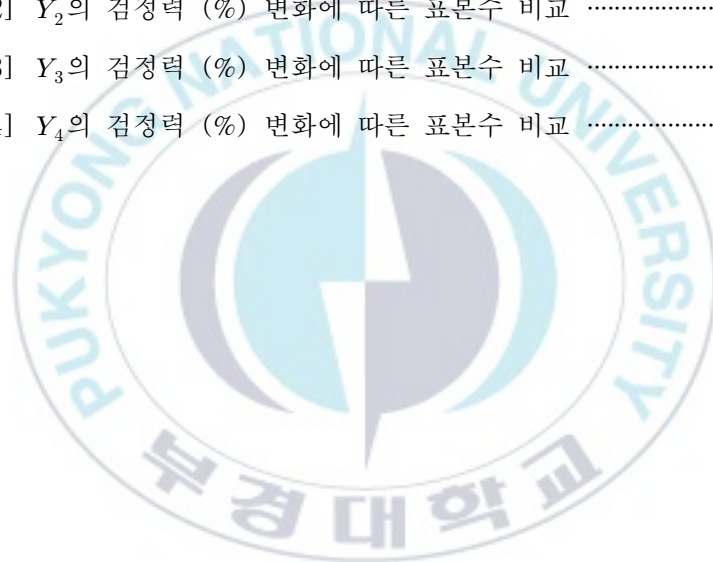
표 차례	ii
그림 차례	iii
제 1장 서론	1
제 2장 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 결정	3
2.1 검정력 정의	3
2.2 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 결정	4
제 3장 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정	6
3.1 복합표본설계	6
3.2 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정	7
3.3 설계효과모형	8
제 4장 모의실험	10
4.1 유한모집단 생성 및 표본설계	10
4.2 복합표본설계 하의 검정력 평가	13
4.3 표본수 비교 : 복합표본설계 vs. 단순임의추출	21
제 5장 요약 및 결론	27
참고문헌	28
부록 A.1 R코드	30

표 차례

[표 4.2.2.1] Y_1 의 각 방법 별 검정력 분포	17
[표 4.2.2.2] Y_2 의 각 방법 별 검정력 분포	17
[표 4.2.2.3] Y_3 의 각 방법 별 검정력 분포	18
[표 4.2.2.4] Y_4 의 각 방법 별 검정력 분포	18
[표 4.3.1] Y_1 의 표본수 m_{srs} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교	21
[표 4.3.2] Y_2 의 표본수 m_{srs} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교	22
[표 4.3.3] Y_3 의 표본수 m_{srs} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교	22
[표 4.3.4] Y_4 의 표본수 m_{srs} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교	23
[표 4.3.5] 복합표본설계의 설계요소	23

그림 차례

[그림 4.2.2.1] Y_1 의 검정력 추이	19
[그림 4.2.2.2] Y_2 의 검정력 추이	19
[그림 4.2.2.3] Y_3 의 검정력 추이	20
[그림 4.2.2.4] Y_4 의 검정력 추이	20
[그림 4.3.1] Y_1 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교	24
[그림 4.3.2] Y_2 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교	25
[그림 4.3.3] Y_3 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교	25
[그림 4.3.4] Y_4 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교	26



Power-based Determination of Sample Size for Complex Sample Survey

Hyo Joo Lee

Department of Statistics, The Graduate School,
Pukyong National University

Abstract

The determination of sample size is one of the most important aspects in planning a survey. Several precision criteria such as (relative) standard error of error of an estimate are often adopted for deciding the sample size to satisfy the descriptive purpose of the survey in the literature.

In this study, we consider power calculation and sample size determination issue when designing a survey the main objective of which is for the analytical purpose. We first carry out a simulation study to show how complex design features can distort the performance of the power when testing a hypothesis on the mean and proportion using the IID-based theory. Furthermore, we propose a method of the sample size determination via a design effect formula for complex sample survey to adjust for the IID-based theory in order to meet a detectable difference requirement of the hypothesis testing.

keywords : Sample size, power calculation, complex sample survey, analytic comparison, design effect

제 1장 서론

적절한 표본수 결정은 조사설계에 있어서 가장 중요한 측면 중 하나이다. 표본수는 조사비용, 표본의 대표성, 결과의 중요성과 같은 문제에 큰 영향을 미치므로 신중히 결정되어야 한다. 표본수를 결정할 때 흔히 고려되는 방법은 상대표준오차 (coefficient of variation; CV), 추정오차한계 (margin of error; moe), 비용 제약 등을 고려하는 것이다. 표본수를 결정하는 또 다른 방법은 검정력(power)을 사용하여, 특정한 대안의 값을 검출하기 위해 필요한 표본수를 결정하는 것이다. 검정력을 사용하여 표본수를 결정하는 것은 표본을 선택하기 전에 중요한 분석적인 목적에서 특히 유용하다. 그리고 필요보다 많은 표본수로 인한 낭비를 피할 수 있고 신뢰할만한 분석을 위해 충분한 크기의 표본을 추출하였는지 알 수 있다. 이러한 방법은 특히 중단면 조사, 임상시험, 코호트 연구와 같은 의학 연구에서 일반적으로 활용할 수 있다.

복합표본설계 (complex sample design)란 집락추출 (clustering), 층화 (stratification), 불균등 가중치 (unequal weighting) 등과 같은 설계요소 (design components)를 혼합한 표본설계를 의미한다. 복합표본설계에서 표본수를 결정함에 있어서, 일반적인 단순임의추출 가정 하의 검정력 기반의 표본수 결정방법은 적절하지 않다. 따라서 복합표본설계에 적절한 표본수 결정방법이 필요하다.

본 논문은 복합표본설계의 다양한 설계요소를 반영할 수 있는 검정력 기반의 표본수 결정방법을 제안한다. 본 논문은 총 5장으로 구성되어 있다. 2장에서는 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 결정방법을 소개한다. 3

장에서는 단순임의추출 하의 이론을 조정하여 설계효과모형 (design effect formula)을 적용하여 복합표본설계요소를 반영한 복합표본설계에 적절한 표본수 결정방법을 제안한다. 4장에서는 앞서 3장에서 제안한 표본수 결정방법이 적절한가를 판단하기 위해 모의실험을 진행한다. 5장에서는 결론 및 향후 연구과제를 제시한다.



제 2장 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 결정

본 장에서는 모평균에 대한 검정에서 검정력을 고려한 경우 필요한 표본수를 결정하는 과정을 살펴보고자 한다. 먼저, 일표본 가설검정 상황을 가정하고, 일표본 가설검정에서 검정력을 살펴보고, 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 결정방법을 소개한다.

2.1 검정력 정의

모평균(모집단에 대한 평균값)에 대해 일표본 양측검정의 가설은 다음과 같다.

$$H_0 : \mu = \mu_0 \text{ vs. } H_1 : \mu \neq \mu_0 \text{ (즉, } \mu = \mu_0 \pm \delta, \delta \neq 0) \quad (2.1.1)$$

여기서, 유의수준은 α 이다. 그리고 식 (2.1.1)에 주어진 δ 는 모평균 참값과 귀무가설 하의 평균값 간의 차이를 의미한다. 이러한 가설검정에 사용되는 검정통계량은 다음과 같다.

$$t = \frac{(\bar{y} - \mu_0)}{\sqrt{v(\bar{y})}} \quad (2.1.2)$$

이러한 상황에서, 검정력은 $\mu = \mu_0 \pm \delta$ 일 때, 검정통계량 값이 기각역에 포함될 확률이다. 즉, 검정력이란 귀무가설이 옳지 않을 때, 귀무가설을 기각할 확률이다. 이는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$1 - \beta = \zeta(\delta) = \Pr(|t| > t_{1-\alpha/2} | \mu = \mu_0 + \delta)$$

검정력은 $1 - \beta$ 로 나타낼 수 있는데, β 란 이종오류의 확률로 귀무가설이 옳지 않을 때, 이를 기각하지 않을 확률을 의미한다. 유의수준 α 는 일종오류의 확률로 귀무가설이 사실일 때, 귀무가설을 거절할 확률을 의미한다. 따라서, 유의수준은 $\delta = 0$ 일 때 검정력과 동일하다. 이를 식으로 표현하면, $\alpha = \zeta(0) = \Pr(|t| > t_{1-\alpha/2} | \mu = \mu_0)$ 이다. 주어진 표본수 m 이 갖는 검정력은 대안의 특정한 값 δ 의 크기에 따라 달라진다.

2.2 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 결정

단순임의추출 하의 표본수 결정식을 구하기 위해, 식 (2.1.1)과 같은 모평균에 대한 양측검정을 고려한다. 여기서, 표본의 크기가 충분히 커서 식 (2.1.2)의 검정통계량의 분포는 H_0 하에서 근사적으로 표준정규분포를 따른다고 가정한다. 식의 유도를 위해, $v(\bar{y}) \doteq V(\bar{y})$ 를 가정한다. 그리고 $\mu = \mu_0 + \delta$ 가 옳다면, t 의 평균은 $\delta / \sqrt{V(\bar{y})}$ 이다. 이러한 가정 하에서, 검정력은 다음과 같다.

$$1 - \beta = \Pr(|t| > t_{1-\alpha/2} | \mu = \mu_0 + \delta) \quad (2.2.1)$$

$$\begin{aligned} &= \Pr\left(\frac{\bar{y} - \mu_0}{\sqrt{V(\bar{y})}} - \frac{\delta}{\sqrt{V(\bar{y})}} > z_{1-\alpha/2} - \frac{\delta}{\sqrt{V(\bar{y})}} | \mu = \mu_0 + \delta\right) \\ &= \Pr\left(Z > z_{1-\alpha/2} - \frac{\delta}{\sqrt{V(\bar{y})}}\right) \end{aligned}$$

여기서, Z 는 표준정규확률변수이고, $z_{1-\alpha/2}$, z_β 는 각각 표준정규분포 하에서 오른쪽 꼬리 확률이 $\alpha/2$, $1-\beta$ 인 지점의 값이다. $V(\bar{y}) = \sigma_y^2/m$ 라고 가정하면, 식 (2.2.1)로부터 $z_\beta (= z_{1-\beta/2}) = z_{1-\alpha/2} - \delta/\sqrt{\sigma_y^2/m}$ 이다. 이로부터 표본수 결정식은 다음과 같다.

$$m_{srs} = \left[\frac{\sigma_y(z_{1-\alpha/2} - z_\beta)}{\delta} \right]^2 = \left[\frac{\sigma_y(z_{1-\alpha/2} + z_{1-\beta})}{\delta} \right]^2 \quad (2.2.2)$$

모평균에 대한 양측검정과 유사한 유도과정을 통해, 모비율에 대한 양측검정 $H_0: p = p_0$ vs. $H_1: p \neq p_0$ (즉, $p = p_0 \pm \delta$, $\delta \neq 0$)에 대해 표본수 결정식은 다음과 같다.

$$m_{srs} = \left[\frac{p(1-p)(z_{1-\alpha/2} - z_\beta)}{\delta} \right]^2 = \left[\frac{p(1-p)(z_{1-\alpha/2} + z_{1-\beta})}{\delta} \right]^2 \quad (2.2.3)$$

이러한 검정력 기반 표본수 결정 시 고려되는 것은 먼저 δ 값, 주어진 δ 에 따른 목표 검정력 값 $\zeta(\delta) = 1 - \beta(\delta)$ 그리고 유의수준 α 이다

제 3장 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정

본 장에서는 복합표본설계에 알맞은 검정력 기반 표본수 결정방법을 제시하려 한다. 앞서 2장에서 제시한 식 (2.2.2), (2.2.3)의 검정력 기반 표본수 결정방법은 단순임의추출에 알맞은 방법으로 복합표본설계에는 적절하지 않다. 따라서, 본 장에서는 복합표본설계요소를 적절히 반영할 수 있도록 설계효과를 활용하여 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정방법을 제시한다.

3.1 복합표본설계

복합표본설계란 집락추출, 층화, 불균등 가중치 등과 같은 설계요소들을 혼합한 표본설계를 의미한다. 예를 들어, 질병관리본부가 주관하는 청소년 건강패널조사의 표본설계는 층화다단계추출 (stratified multistage sampling)을 활용하고 있는데, 시도와 지역규모를 고려하여 총 25개의 층으로 층화한 뒤, 층별로 학교, 학급, 학생을 단계별로 추출한다. 일단계로 시도 및 도시규모 층별로 학교 규모에 크기비례하게 추출하고, 이단계로 표본학교 내 2개의 학급을 랜덤하게 추출한다. 그리고 표본학급 내 모든 학생을 추출한다.

3.2 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정

복합표본설계에 적절한 표본수 결정을 위해, 단순임의추출과 비교하여 복합표본설계가 갖는 분산 측면의 효율성을 측정하는 설계효과 (design effect)를 활용한다. 설계효과는 Cornfield(1951)에 의해 처음 소개되었고 Kish(1965, 1987, 1994)를 통해 널리 알려졌다. 설계효과는 복합표본설계 하의 추정량의 분산을 동일한 표본크기를 갖는 가상의 단순임의추출 하의 추정량의 분산으로 나눈 값으로 정의하는데, 예로 평균추정량에 대한 설계효과는 다음과 같이 주어진다.

$$DEFF_y = \frac{V_{p(s)}(\bar{y}_w)}{V_{srs}(\bar{y}_{srs})}$$

여기서 $V_{p(s)}(\bar{y})$ 는 복합표본설계 하의 표본평균 $\bar{y}$ 의 분산,

$V_{srs}(\bar{y}_{srs})$ 는 단순임의추출 하의 단순평균 $\bar{y}_{srs}$ 의 분산,

$\bar{y}_w = \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} w_{hik} y_{hik} / \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} w_{hik}$ 는 가중표본평균,

$\bar{y}_{srs} = \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} y_{hik} / m$ 는 표본단순평균이다.

설계효과를 활용한 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정식은 다음과 같다.

$$m_{p(s)} = m_{srs} \times def_f_y \quad (3.2.1)$$

여기서 $m_{p(s)}$ 는 복합표본설계($p(s)$) 하의 표본수,

m_{srs} 는 단순임의추출(srs) 하의 (유효)표본수,

def_f_y 는 조사특성 y 의 표본평균(비율)에 대한 설계효과이다.

식 (3.1.1)은 단순임의추출과 같은 정도수준을 얻기 위해, 단순임의추출 하에서 구한 표본수 m_{srs} 에 설계효과 def_f_y 를 곱해 복합표본설계에 알맞은 표본수를 구한 것이다. $m_{p(s)}$ 는 단순임의추출 (srs)에서의 표본수 m_{srs} 가 제공하는 분산과 동일한 크기의 분산을 갖게 되는 복합표본설계($p(s)$) 하에서 표본수이다.

3.3 설계효과모형

설계효과를 모집단의 구조와 복합표본설계요소들의 개별적 영향을 명백히 나타낼 수 있는 함수형태로 나타낸다면 그 유용성은 더 커지게 된다. 설계효과는 복합표본설계의 주요 설계요소인 집락효과, 불균등가중치효과, 층화효과 등을 반영할 수 있는 모형식을 이용하여 표현할 수 있다. 조사특성 y 의 표본평균(비율)에 대한 설계효과로 Park(2015)과 Chen과 Rust(2017)이 제시한 세 가지 설계요소효과를 모두 반영한 다음의 모형

식을 적용할 수 있다.

$$def_{y\xi} = \sum_{h=1}^H \left(\frac{A_h^2}{a_h} \frac{\sigma_{yh}^2}{\sigma_y^2} \right) L_h [1 + (\bar{m}_h - 1)\rho_h] \quad (3.3.1)$$

여기서, $(A_h^2/a_h)(\sigma_{yh}^2/\sigma_y^2)$ 는 층화효과이다. $A_h = M_h/M$ 는 층 상대크기, $a_h = m_h/m$ 는 표본할당비, σ_{yh}^2 는 조사특성 y 의 h 층의 분산, σ_y^2 는 전체 분산을 의미한다. $L_h = 1 + CV_{wh}^2$ 는 층 h 의 불균등가중치의 사용에 따른 분산증가분으로 불균등가중치효과를 나타낸다, $CV_{wh}^2 = M_h^{-1} \sum_{i=1}^{N_h} \sum_{k=1}^{M_{hi}} (w_{hik} - \bar{w}_{h..})^2 / \bar{w}_{h..}^2$ 는 층 h 의 가중치 상대분산, $\bar{w}_{h..} = \sum_{i=1}^{N_h} \sum_{k=1}^{M_{hi}} w_{hik} / M_h$ 는 층 h 의 가중치 평균값, w_{hik} 는 hik 번째 개체의 가중치를 나타낸다. $1 + (\bar{m}_h - 1)\rho_h$ 는 집락효과로 $\bar{m}_h = m_h/n_h$ 는 층내 평균집락표본크기, ρ_h 는 층내 집락내동질성계수를 나타낸다.

식 (3.1.1)의 $m_{p(s)}$ 를 구함에 있어, 설계효과로 식 (3.3.1)의 모형식을 적용한다면 표본층 구성에 따른 모집단 구조 및 특성, 표본할당, 집락효과, 가중치 변동 등의 복합표본설계의 다양한 설계요소를 반영하여 표본수를 구할 수 있다.

제 4장 모의실험

본 장에서는 3장에서 제안한 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정방법인 식 (3.2.1)의 적절성을 알아보고자한다. 모의실험을 통해 층화이단추출 표본설계를 적용할 가상의 유한모집단을 생성하고 표본을 반복 추출하여 모평균, 모비율 가설검정을 통해 검정력을 평가하고, 2장에서 다룬 단순임의추출 하의 표본수와 3장에서 다룬 복합표본설계 하의 표본수를 비교하고자 한다. 4.1절에서는 유한모집단의 생성과 표본설계에 대해 논의한다. 4.2절에서는 복합표본설계 하에서 세 가지 방법에 따라 검정력을 구하고 이를 평가한다. 4.3절에서는 복합표본설계 하의 표본수와 단순임의추출하의 표본수를 비교한다.

4.1 유한모집단 생성 및 표본설계

4.1.1 유한모집단 생성

모의실험을 통해, 층화이단추출 표본설계를 적용하기 위해 Zhou(2014)를 참고하여 가상의 유한모집단을 생성하였다. 먼저, h 번째 층의 집락 수 $N_h \sim iid\ gamma(5, 20) + 50$, $h = 1, \dots, H$ 를 생성하였다. 다음으로, h 번째 층 내 i 번째 집락의 총 개체 수 $M_{hi} \sim iid\ Unif(50, 100)$, $h = 1, \dots, H$, $i = 1, \dots, N_h$ 를 생성하였다. 이렇게 생성된 유한모집단은 10개 층, 각 층별 N_h 개의 집

락, 개별 집락 M_{hi} 개의 층화집락구조로 모집단 수는 96,222개이다. 이렇게 생성된 모집단 개체별로 다음의 이단계 절차에 따라 초모집단 모델로부터 4개의 변수 $Y = (Y_1, Y_2, Y_3, Y_4)^T$ 를 생성한다.

첫 번째로, 두 연속형 변수 Y_1, Y_2 를 생성하기 위해, 다음의 이변수 선형 혼합효과 모형(bivariate linear mixed-effects model)을 사용한다.

$$\begin{pmatrix} Y_{1hik} \\ Y_{2hik} \end{pmatrix} \sim N_2(\mu, \Sigma), \mu = \begin{bmatrix} \beta_1 + S_h + u_{1hi} + \varepsilon_{1hik} \\ \beta_2 + u_{2hi} + \varepsilon_{2hik} \end{bmatrix}, \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{bmatrix}$$

Y_1 은 평균에 있어서 층효과, 집락효과, 개체효과가 혼합되어있고, Y_2 는 층효과가 없다고 가정한다. 여기서, $\beta_1 = \beta_2 = 15$ 는 고정 공변량효과이고 $S_h = h/2$ 는 고정된 층효과이다. $[u_{1hi} \ u_{2hi}]^T \sim N_2(0, \Sigma_u)$ 는 랜덤집락효과이고, $[\varepsilon_{1hik} \ \varepsilon_{2hik}]^T \sim N_2(0, \Sigma_e)$ 는 랜덤오차효과로 서로 독립이다. 집락효과의 공분산 Σ_u 은 $\sigma_{u_1}^2 = 4, \sigma_{u_2}^2 = 1, \sigma_{u_1u_2} = 0.2$ 이고, 개체효과의 공분산 Σ_e 은 $\sigma_{\varepsilon_1}^2 = 4, \sigma_{\varepsilon_2}^2 = 3, \sigma_{\varepsilon_1\varepsilon_2} = 1.732$ 로 구성되어, 각각 다른 공분산 구조를 갖는다.

두 번째로, Y_2 의 함수로 지시변수 Y_3, Y_4 를 생성하기 위해 랜덤효과 로지스틱 회귀 모형(random-effects logistic regression model)을 사용한다. 여기서, 랜덤효과는 집락 내 각 개체에 대해 로지스틱 회귀모형의 선형 부분에 더해진다. Y_3, Y_4 는 $Y_{hik}|u_{hi} \sim \text{Bern}(\pi_{hik})$ 으로부터 추출하는데, 이 때 조건부 평균 π_{hik} 는 다음과 같다.

$$\pi_{hik} = E(Y_{hik} | Y_{2hik}, u_{hi}) = \frac{e^{\alpha_0 + \alpha_1 S_h + \alpha_2 Y_{2hik} + u_{hi}}}{1 + e^{\alpha_0 + \alpha_1 S_h + \alpha_2 Y_{2hik} + u_{hi}}}$$

여기서 $u_{3hi} \sim N(0, 6^2)$, $u_{4hi} \sim N(0, 10^2)$ 이고, $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2)^T$ 는 고정된 공변량효과이다. Y_3 의 경우 중간 확률을 가지도록 $\alpha_0 = -14, \alpha_1 = -2$ 의 값을 사용하고, Y_4 의 경우 희귀 확률을 가지도록 $\alpha_0 = -26, \alpha_1 = -0.8$ 의 값을 사용하고 $\alpha_2 = 1.5$ 는 고정하여 두 개의 다른 지시변수 Y_3, Y_4 를 얻는다.

4.1.2 표본설계

앞서 생성된 총 10개 층으로 이루어진 유한모집단으로부터 층화이단크기 비례확률추출을 통해 총 $R=200$ 개의 확률표본을 반복적으로 추출하였다. 먼저, 확률비례추출법 (probability proportional to size, pps)으로 집락의 크기에 비례하게 각 층별로 일차추출단위 (primary sampling unit, PSU)인 집락을 비복원으로 10개씩 ($n_h = 10$) 추출하였다. 일차추출단위의 추출률은 $f_{1hi} = 10 * M_{hi} / \sum_i M_{hi}$ 이다. 그 다음, 층별로 추출률을 다르게 하여, 추출된 각 집락별로 단순임의추출 (simple random sampling, srs)로 최종추출단위 (ultimate sampling unit, USU)를 m_{hi} 개씩 비복원추출하였다. 이 때, 이차추출단위의 추출률은 $f_{2khi} = 1 / (1 + e^{-1}(-0.8 - 0.12 * S_h))$ 이다. 200번 반복추출에 대해 평균적으로 $m = 1900$ 개의 개체를 갖는다.

4.2 복합표본설계 하의 검정력 평가

4.2.1 검정력평가를 위한 세가지 검정통계량

모의실험을 통해, $R=200$ 번 반복 추출한 복합표본으로 모평균, 모비율 가설검정을 통해 복합표본설계하의 검정력을 평가하고자 한다. 검정력 평가를 위해 각각의 다른 조건의 세가지 방법으로 실질 유의수준 α 값과 검정력 $1-\beta$ 값을 확인한다. 이 때 다음의 세 가지 검정통계량이 사용된다.

1) 방법 1 : 단순추정방식의 검정통계량

$$t_1 = \frac{\bar{y}_{srs} - \mu_0}{\sqrt{v_{srs}(\bar{y}_{srs})}}$$

방법 1은 단순임의추출 가정 하의 단순추정방식에 의한 모평균 μ 를 검정하기 위한 검정통계량이다. 방법 1을 모비율 p 에 적용한다면, 검정통계량

$$t_1 = (\hat{p}_{srs} - p_0) / \sqrt{v_{srs}(\hat{p}_{srs})} \text{ 이다. 여기서, } \bar{y}_{srs} \text{ (또는 } \hat{p}_{srs}) = \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} y_{hik} / m$$

는 단순표본평균(비율)이고, $v_{srs}(\bar{y}_{srs}) = v_{srs}(\hat{p}_{srs}) = \hat{\sigma}_{srs}^2 / m$ 는 단순임의추출 분산추정량이다. 평균의 경우 $\hat{\sigma}_{srs}^2 = \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} (y_{hik} - \bar{y}_{srs})^2 / (m-1)$ 이

고, 비율의 경우 $\hat{\sigma}_{srs}^2 = \hat{p}_{srs}(1 - \hat{p}_{srs})$ 으로 계산된다.

2) 방법 2 : 가중치만을 반영한 검정통계량

$$t_2 = \frac{\bar{y}_w - \mu_0}{\sqrt{v_w(\bar{y}_w)}}$$

방법 2는 복합표본설계를 가정하지만, 복합표본설계요소 중 가중치만을 반영한 모평균 μ 를 검정하기 위한 검정통계량이다. 방법 2를 모비율 p 에 적용한다면, 검정통계량 $t_2 = (\hat{p}_w - p_0) / \sqrt{v_w(\hat{p}_w)}$ 이다. 여기서, $\bar{y}_w$ (또는 $\hat{p}_w$)

$= \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} w_{hik} y_{hik} / \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} w_{hik}$ 는 가중표본평균(비율)으로 일치추정량이

고, $v_w(\bar{y}_w) = v_w(\hat{p}_w) = \hat{\sigma}_w^2 / m$ 는 가중분산추정량이다. 평균의 경우

$\hat{\sigma}_w^2 = \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} (y_{hik} - \bar{y}_w)^2 / \sum_{h=1}^H \sum_{i=1}^{n_h} \sum_{k=1}^{m_{hi}} w_{hik}$, 비율의 경우 $\hat{\sigma}_w^2 = \hat{p}_w(1 - \hat{p}_w)$ 로 계산된다.

3) 방법 3 : 복합추정방식의 검정통계량

$$t_3 = \frac{\bar{y}_w - \mu_0}{\sqrt{v_{p(s)}(\bar{y}_w)}}$$

방법 3은 복합표본설계 하의 복합추정방식의 검정통계량이다. 방법 3은 복합표본설계구조를 적절히 반영한 평균 및 복합분산추정량을 사용한다. 방법 3을 모비율 p 에 적용한다면, 검정통계량 $t_3 = (\hat{p}_w - p_0) / \sqrt{v_{p(s)}(\hat{p}_w)}$ 이다. 여기서 표본평균 $\bar{y}_w$ 는 방법 2와 동일한 가중표본평균이고, 복합분산추정

량 $v_{p(s)}(\bar{y}_w)$ 또는 $v_{p(s)}(\hat{p}_w)$ 는 테일러선형화 분산추정식 (Lohr, 2010)을 사용하여 다음과 같이 계산하였다.

$$v_{p(s)}(\bar{y}_w) = \sum_{h=1}^H \frac{n_h(1-f_h)}{n_h-1} \sum_{i=1}^{n_h} (e_{hi.} - \bar{e}_{h..})^2$$

여기서, $e_{hi.} = (\sum_{k=1}^{m_{hi}} w_{hik}(y_{hik} - \bar{y}_w))/w_{...}$, $\bar{e}_{h..} = (\sum_{i=1}^{n_h} e_{hi.})/n_h$ 이다. 비율의 경우,

$e_{hi.} = (\sum_{k=1}^{m_{hi}} w_{hik}(y_{hik} - \hat{p}_w))/w_{...}$ 로 계산된다.

4.2.2 검정력 평가 결과

표 4.2.2.1~4.2.2.4는 모의실험을 통해 추출한 복합표본자료에 방법 1, 2, 3의 각 검정통계량을 사용한 가설검정을 통해 검정력 $(1-\beta)$ 을 구한 결과이다. 각 변수별로 δ 에 따라 달라지는 실질 유의수준 α 값과 검정력 $1-\beta$ 값을 확인할 수 있다. δ 가 0일 때, 즉 귀무가설이 옳을 때 검정력 값은 유의수준 α 값과 동일하다. ($\zeta(0)=\alpha$) 각 방법의 실질 α 값을 명목 α 값인 0.05와 비교해보면, 방법 1, 2의 경우 δ 가 0일 때 실질 α 값이 0.39에서 0.70사이에 분포되어 명목 α 값에 비해 실질 α 값이 상당히 큼을 알 수 있다. 그에 반해, 방법 3의 경우는 실질 α 값이 Y_1 은 0.05, Y_2 는 0.08, Y_3 는 0.05, Y_4 는 0.03으로 명목 α 값인 0.05와 같거나 유사함을 알 수 있다. 그 이유는 방법 1, 2으로 구한 검정력은 실제 표본선택과정과 다른 잘못된 방법으로 구한 것이기 때문이다. 그림 4.2.2.1는 표 4.2.2.1~4.2.2.4의 결

과를 시각화한 것으로 서로 다른 δ 에 따른 검정력의 추이를 확인할 수 있다. 방법1, 2, 3 모두 δ 가 클수록 검정력도 커짐은 동일하지만, 방법3과 방법1, 2의 검정력 추이가 차이가 남을 알 수 있다.

표 4.2.2.1~4.2.2.4와 그림 4.2.2.1로 확인한 바와 같이 자료가 복합표본설계에 의한 추출임에도 불구하고 단순추정방식 (방법 1)이나 가중치만을 고려한 방법 (방법 2)은 검정력을 잘못 계산함을 확인하였고, 복합표본설계의 설계요소인 층화, 집락추출, 불균등 가중치 등을 적절히 반영한 검정통계량을 사용한 방법 (방법 3)만 적절한 검정력을 구함을 확인하였다. 이를 통해, 2장에서 구한 단순임의추출 하의 표본수 결정식은 복합표본설계에는 적합하지 않고, 3장에서 제시한 복합표본설계요소를 적절히 반영할 수 있도록 설계효과를 이용해 조정된 표본수 결정식이 복합표본설계에 적절함을 알 수 있다.

표 4.2.2.1 Y_1 의 각 방법 별 검정력 분포

분석 방법	δ																		
	0.85	0.75	0.65	0.55	0.45	0.35	0.25	0.15	0.05	0	-0.05	-0.15	-0.25	-0.35	-0.45	-0.55	-0.65	-0.75	-0.85
방법 1	1.00	1.00	1.00	0.96	0.90	0.79	0.62	0.48	0.50	0.52	0.58	0.72	0.81	0.91	0.96	0.99	1.00	1.00	1.00
방법 2	1.00	1.00	1.00	1.00	0.95	0.90	0.72	0.60	0.48	0.49	0.50	0.58	0.74	0.85	0.92	0.97	0.99	1.00	1.00
방법 3	1.00	0.98	0.92	0.80	0.66	0.47	0.26	0.15	0.07	0.05	0.05	0.10	0.26	0.42	0.61	0.77	0.85	0.95	0.98

표 4.2.2.2 Y_2 의 각 방법 별 검정력 분포

분석 방법	δ																		
	0.51	0.45	0.39	0.33	0.27	0.21	0.15	0.09	0.03	0	-0.03	-0.09	-0.15	-0.21	-0.27	-0.33	-0.39	-0.45	-0.51
방법 1	1.00	1.00	1.00	0.99	0.96	0.85	0.72	0.58	0.48	0.43	0.44	0.53	0.68	0.85	0.94	0.98	1.00	1.00	1.00
방법 2	1.00	1.00	1.00	1.00	0.94	0.85	0.74	0.58	0.47	0.39	0.41	0.55	0.69	0.86	0.93	0.99	1.00	1.00	1.00
방법 3	1.00	1.00	0.93	0.87	0.75	0.54	0.35	0.14	0.08	0.08	0.08	0.15	0.30	0.48	0.69	0.86	0.93	0.99	1.00

표 4.2.2.3 Y_3 의 각 방법 별 검정력 분포

분석 방법	δ																			
	0.17	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.05	0.03	0.01	0	-0.01	-0.03	-0.05	-0.07	-0.09	-0.11	-0.13	-0.15	-0.17	
방법 1	1.00	1.00	1.00	1.00	0.98	0.94	0.80	0.63	0.54	0.53	0.59	0.72	0.82	0.93	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	
방법 2	1.00	1.00	1.00	1.00	0.98	0.93	0.77	0.60	0.53	0.54	0.57	0.72	0.84	0.94	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00	
방법 3	1.00	1.00	0.97	0.84	0.66	0.45	0.23	0.14	0.06	0.05	0.05	0.15	0.33	0.56	0.79	0.89	0.97	0.99	1.00	

표 4.2.2.4 Y_4 의 각 방법 별 검정력 분포

분석 방법	δ																			
	0.17	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.05	0.03	0.01	0	-0.01	-0.03	-0.05	-0.07	-0.09	-0.11	-0.13	-0.15	-0.17	
방법 1	1.00	1.00	1.00	1.00	0.97	0.93	0.84	0.67	0.62	0.70	0.65	0.69	0.73	0.88	0.96	1.00	1.00	1.00	1.00	
방법 2	1.00	1.00	1.00	1.00	0.98	0.93	0.79	0.63	0.62	0.65	0.67	0.70	0.78	0.89	0.98	1.00	1.00	1.00	1.00	
방법 3	1.00	0.99	0.95	0.81	0.60	0.42	0.26	0.13	0.05	0.03	0.06	0.15	0.30	0.50	0.64	0.78	0.91	0.98	1.00	

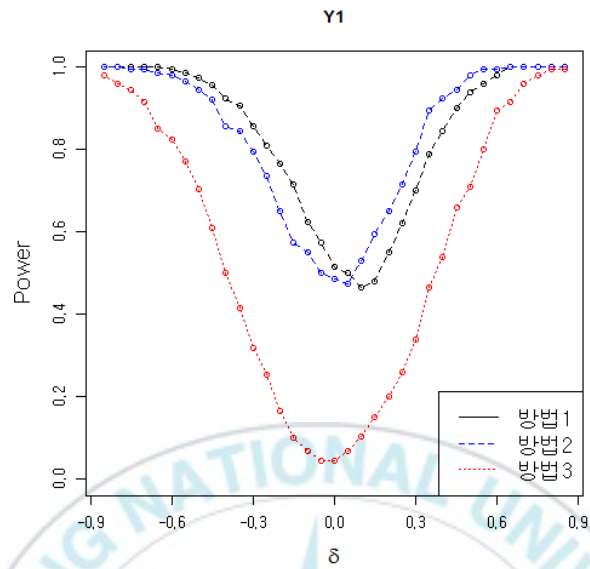


그림 4.2.2.1 Y_1 의 검정력 추이

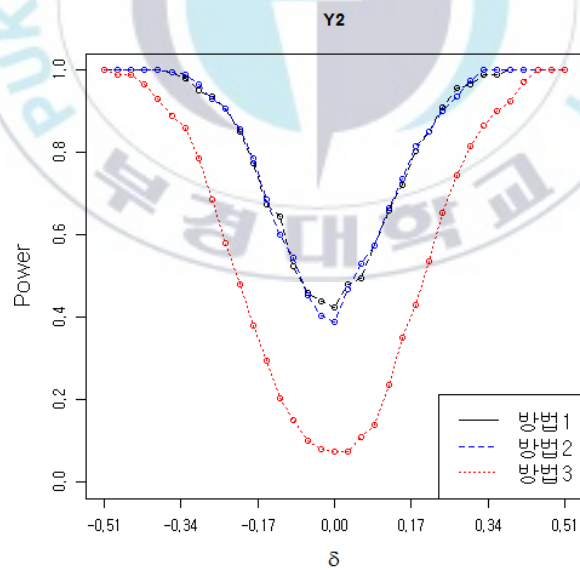


그림 4.2.2.2 Y_2 의 검정력 추이

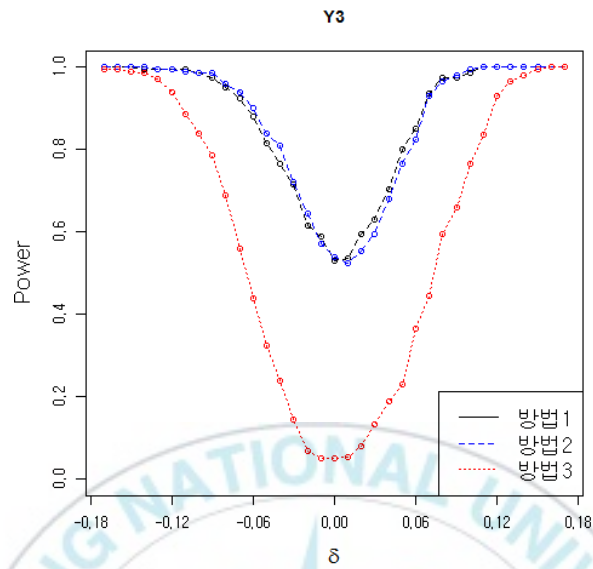


그림 4.2.2.3 Y_3 의 검정력 추이

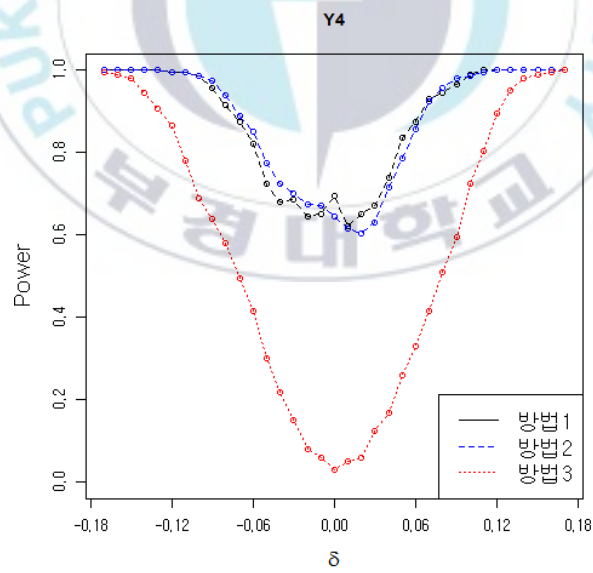


그림 4.2.2.4 Y_4 의 검정력 추이

4.3 표본수 비교 : 복합표본설계 vs. 단순임의추출

표 4.3.1~4.3.4는 2장에서 보인 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 식 (2.2.2)~(2.2.3)을 사용하여 구한 표본수 m_{sts} 와 3장에서 보인 복합표본설계하의 검정력 기반 표본수 식 (3.2.1)을 사용하여 구한 $m_{p(s)}$ 를 비교한 표이다. 세 개의 다른 δ 값과 검정력(%) 변화에 따른 표본수 변화를 확인할 수 있다. 표 4.3.1은 Y_1 에 대한 결과이다. m_{sts} 와 $m_{p(s)}$ 를 비교해보면, $\delta=0.5$ 를 발견하기 위해 검정력 80% 수준에서 단순임의추출을 가정한다면 표본수 $m_{sts}=315$ 로 충분하다고 판단할 수 있지만, 복합표본설계요소를 적절히 반영한 복합표본설계 하의 표본수 식으로 구한다면, 표본수 $m_{p(s)}=2587$ 이 필요함을 알 수 있다. 표 4.3.2는 Y_2 에 대한 결과이다. $\delta=0.3$ 을 발견하기 위해 검정력 80% 수준에서 단순임의추출 가정 하에서는 표본수 $m_{sts}=354$ 로 충분하지만, 복합표본설계 하에서는 $m_{p(s)}=2031$ 의 표본수가 필요함을 알 수 있다.

표 4.3.1 Y_1 의 표본수 m_{sts} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교

		$\delta = 0.5$		$\delta=0.6$		$\delta=0.7$	
		m_{sts}	$m_{p(s)}$	m_{sts}	$m_{p(s)}$	m_{sts}	$m_{p(s)}$
검정력 (%)	90%	422	3464	293	2405	215	1767
	80%	315	2587	219	1797	161	1320
	70%	248	2034	172	1413	127	1038
	60%	197	1615	137	1121	100	824
	50%	154	1266	107	879	79	646
	40%	117	960	81	667	60	490
	30%	83	679	58	472	42	347
	20%	50	412	35	286	26	210
	10%	18	152	13	105	9	77

표 4.3.2 Y_2 의 표본수 m_{srs} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교

		$\delta = 0.3$		$\delta=0.36$		$\delta=0.42$	
		m_{srs}	$m_{p(s)}$	m_{srs}	$m_{p(s)}$	m_{srs}	$m_{p(s)}$
검정력 (%)	90%	473	2720	329	1889	242	1388
	80%	354	2031	246	1411	180	1036
	70%	278	1597	193	1109	142	815
	60%	221	1268	153	880	113	647
	50%	173	994	120	690	88	507
	40%	131	754	91	523	67	385
	30%	93	533	64	370	47	272
	20%	56	324	39	225	29	165
	10%	21	119	14	83	11	61

표 4.3.3 Y_3 의 표본수 m_{srs} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교

		$\delta = 0.1$		$\delta=0.12$		$\delta=0.14$	
		m_{srs}	$m_{p(s)}$	m_{srs}	$m_{p(s)}$	m_{srs}	$m_{p(s)}$
검정력 (%)	90%	241	2611	167	1813	123	1332
	80%	180	1950	125	1354	92	995
	70%	141	1534	98	1065	72	782
	60%	112	1217	78	845	57	621
	50%	88	955	61	663	45	487
	40%	67	724	46	503	34	369
	30%	47	512	33	356	24	261
	20%	29	311	20	216	15	159
	10%	11	114	7	79	5	58

표 4.3.4 Y_4 의 표본수 m_{srs} 와 $m_{p(s)}$ 의 비교

		$\delta = 0.1$		$\delta=0.12$		$\delta=0.14$	
		m_{srs}	$m_{p(s)}$	m_{srs}	$m_{p(s)}$	m_{srs}	$m_{p(s)}$
검정력 (%)	90%	224	3076	156	2136	114	1570
	80%	168	2298	116	1596	85	1172
	70%	132	1807	92	1255	67	922
	60%	105	1434	73	996	53	732
	50%	82	1125	57	781	42	574
	40%	62	853	43	592	32	435
	30%	44	603	31	419	22	308
	20%	27	366	19	254	14	187
	10%	10	135	7	94	5	69

$m_{p(s)}$ 는 m_{srs} 에 각 변수의 설계효과가 곱해진 값이다. 이 때 사용된 설계 효과는 $deff_{y1\xi}=8.20$, $deff_{y2\xi}=5.75$, $deff_{y3\xi}=10.85$, $deff_{y4\xi}=13.71$ 로 구해진다. 이러한 설계효과는 모의실험을 통해 얻은 복합표본설계의 설계요소를 반영한 설계효과모형식 식 (3.3.1)에 의해 구해진다. 여기서, $\rho_{y1h}=0.50$, $\rho_{y2h}=0.25$, $\rho_{y3h}=0.54$, $\rho_{y4h}=0.68$ 이고, L_h 는 1.033의 값을 주었다. A_h , a_h , $\bar{m}_h$, σ_{yh}^2/σ_y^2 의 경우는 표 4.3.5와 같이 정리된다.

표 4.3.5 복합표본설계의 설계요소

	평균	표준편차	최솟값	최댓값
A_h	0.10	0.01	0.09	0.13
a_h	0.10	0.01	0.08	0.12
$\bar{m}_h$	19.00	2.53	15.41	22.82
$\sigma_{y1h}^2/\sigma_{y1}^2$	0.78	0.03	0.74	0.81
$\sigma_{y2h}^2/\sigma_{y2}^2$	1.00	0.02	0.95	1.03
$\sigma_{y3h}^2/\sigma_{y3}^2$	0.98	0.10	0.76	1.09
$\sigma_{y4h}^2/\sigma_{y4}^2$	0.98	0.11	0.78	1.14

그림 4.3.1~4.3.4는 3개의 다른 δ 값에서 검정력 (%) 변화에 따른 표본 수 변화를 한 눈에 보기 위해 그린 그림이다. $gp=srs$ 는 m_{srs} 를 의미하고, $gp=p(s)$ 는 $m_{p(s)}$ 를 의미한다.

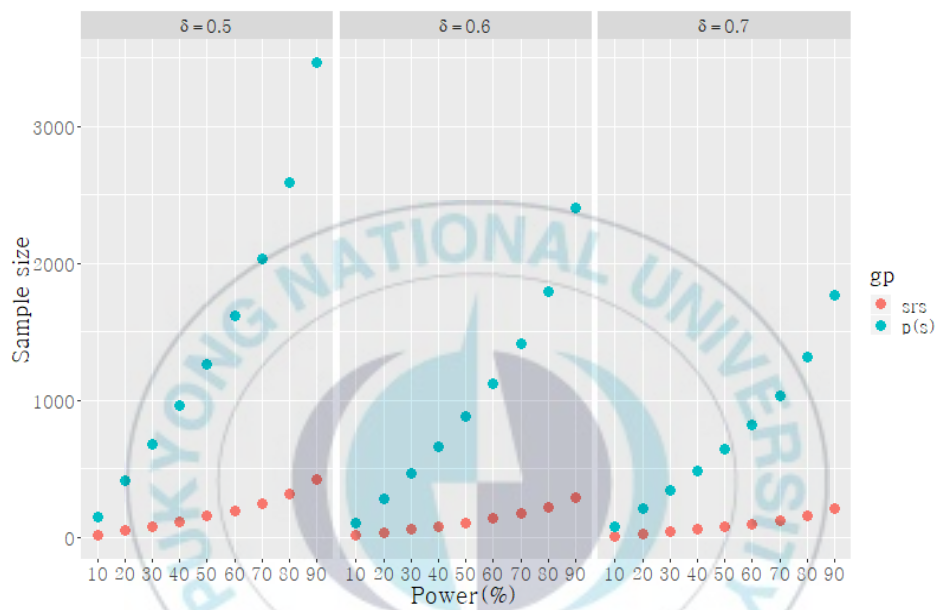


그림 4.3.1 Y_1 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교

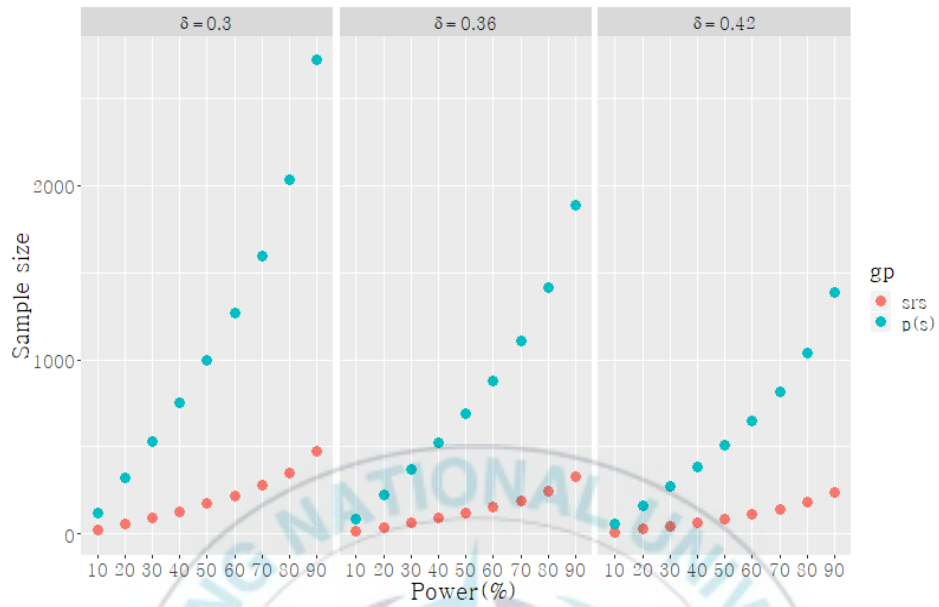


그림 4.3.2 Y_2 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교

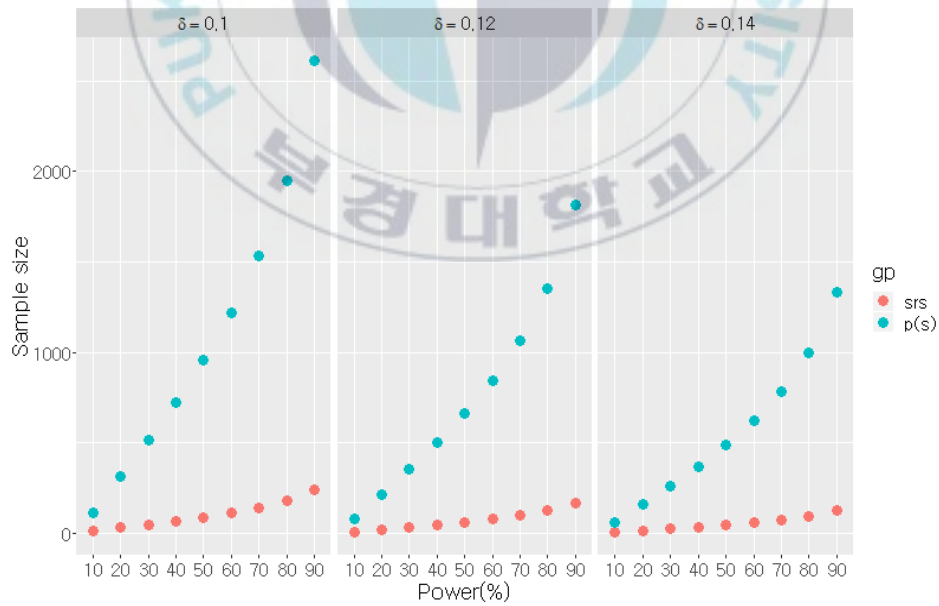


그림 4.3.3 Y_3 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교

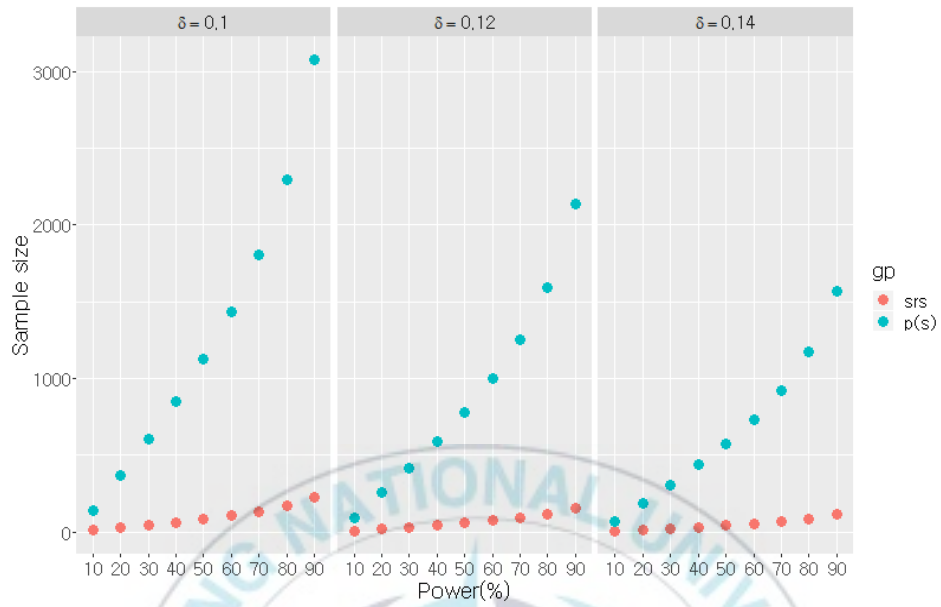


그림 4.3.4 Y_4 의 검정력 (%) 변화에 따른 표본수 비교

제 5장 요약 및 결론

본 논문은 단순임의추출 하의 검정력 기반 표본수 결정식을 소개하고 Park(2015)과 Chen과 Rust(2017)이 제시한 세 가지 설계요소효과를 모두 반영한 설계효과모형을 활용하여 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수식을 제시하였다. 이러한 표본수 식의 적절성을 알아보고자, 모의실험을 통한 가설검정으로 검정력을 평가하였다. 그 결과 복합표본자료를 분석 할 때, 단순추정방식이나 가중치만을 고려한 검정통계량을 사용한 가설검정은 실질 α 값과 $1-\beta$ 값을 제대로 구해주지 못하고, 잘못된 결론에 이르게 함을 확인하였다. 따라서, 복합표본설계의 설계요소인 층화, 집락추출, 불균 등 가중치 등을 적절히 반영한 가설검정의 적용이 필요하다. 복합표본설계 하의 검정력 기반 표본수 결정은 단순임의추출 하의 표본수에 설계효과를 곱한 형태로 산출이 가능하다. 복합표본설계의 표본수 결정에 있어서 설계효과모형을 적용한다면 모집단 구조 및 특성, 표본할당, 집락효과, 가중치 변동 등의 세부적 내역을 상세히 반영할 수 있다는 장점이 있다. 추가적으로 연구해야 할 향후 과제로 반복조사, 패널조사에서 표본탈락 및 적절한 설계효과모형, 최소검출절대차이 (minimum detectable absolute difference)를 고려한 표본수 결정문제에 대한 연구를 논의 할 수 있다.

참고문헌

- [1] Chen, S., Rust, K. (2017). An extension of Kish' s formula for design effects to two- and three-stage designs with stratification. *Journal of Survey Statistics and Methodology*, **5**, 111–130.
- [2] Chow, S.C., Shao, J. and Wang, H. (2008), *Sample size calculations in clinical research* (2nd ed.). Taylor & Francis Group, LLC.
- [3] Feng. (2006). On confidence intervals for proportions with focus on the U.S. national health and nutrition examination surveys. *M.C. thesis*, Simon Fraser University.
- [4] Hwang, H. G. (2019). Evaluation of design effect models for complex surveys (Master' s Thesis). Pukyong National University, Busan.
- [5] Kish, L. (1987). Weighting in Deft2. *The Survey Statistician*, 26–30.
- [6] Kolenikov, S., Angeles, G. (2011). Cost efficiency of repeated cluster surveys. *Survey Methodology*. **37**(1), 75–94.
- [7] Lemeshow, S., Hosmer, D. W., Klar, J. and Lwanga, S.K. (1990). *Adequacy of sample size in health studies*. Wiley, Chischester.
- [8] Lenth, R. V. (2001). Some practical guidelines for effective sample size determination. *American Statistician*, **55**, 187–193.
- [9] Lohr, S. L. (2010). *Sampling : Design and analysis* (2nd ed.). Brooks/Cole, Boston.
- [10] Park, I. (2015). Assessing complex sample designs via design effect decompositions. *Quantitative Bio-Science*, **34**(2), 51–61.
- [11] Park, I. (2015). Understanding complex design features via design effect models. *The Korean Journal of Applied Statistics*, **28**, 1217–1225.
- [12] Park, I., Hwang, H. G. (2019). Sample size determination using

design effect formula for repeated surveys. *The Korean Journal of Applied Statistics*, **32**(4), 1–10.

- [13] Valliant, R., Dever, J.A. and Kreuter, F. (2013). *Practical tools for designing and weighting survey samples*, Springer. New York, Heidelberg Dordrecht & London.
- [14] Zhou, H., Elliott, M.R and Raghunathan, T.E. (2016). Synthetic multiple-imputation procedure for multistage complex samples, *Journal of Official Statistics*. **32**(1), 231–256, 2016b.



부록 A.1

R 코드

```
library(MASS)
library(mvtnorm)
library(sampling)
library(GGally)
library(pps)
library(dplyr)
library(Cairo)
library(reshape2)
library(lattice)

set.seed(0224)

# h층에 집락 수 ( $N_h$ )
Nh <- round(50+rgamma(10,shape=5,scale=20))

# h층에 i번째 집락의 총 개체 수 ( $M_{hi}$ )
for (j in 1:length(Nh)) {
  result <- round(runif(Nh[j], 50, 100))
  assign(paste("H", j, sep = ""), subset(result, result > 0))
}
H <- list()
for (j in 1:length(Nh)) {
  H <- c(H, list(eval(parse(text = paste("H", j, sep = ""))))))
}
Mhi <- unlist(H)
sum(Mhi) # 총 개체 수
length(Mhi) # 총 집락 수

#  $u_{1hi}$   $u_{2hi}$ 
mean_u <- c(0, 0)
sigma_u <- matrix(c(4, 0.2, 0.2, 1), 2, 2)
u.hi <- rmvnorm(length(Mhi), mean_u, sigma_u)
u1hi <- u.hi[, 1]
```

```

u2hi <- u.hi[, 2]
pop_psu1 <- data.frame(pop_psu, u1hi, u2hi)
u1hik <- vector()
u2hik <- vector()
PSU <- vector()
for (j in 1:length(Mhi)) {
  u1 <- pop_psu1$u1hi[j]
  u2 <- pop_psu1$u2hi[j]
  u1hik <- c(u1hik, rep(u1, pop_psu1$Mhi[j]))
  u2hik <- c(u2hik, rep(u2, pop_psu1$Mhi[j]))
  PSU <- c(PSU, rep(j, pop_psu1$Mhi[j]))
}

#  $\varepsilon_{1hik}$   $\varepsilon_{2hik}$ 
mean_e <- c(0, 0)
sigma_e <- matrix(c(4, 1.732, 1.732, 3), 2, 2)
e.hik <- rmvnorm(sum(Mhi), mean_e, sigma_e)
e1hik <- e.hik[, 1]
e2hik <- e.hik[, 2]

# 층효과  $S_h$ 
st <- vector()
sh <- vector()
for (j in 1:length(Nh)) {
  st <- c(st, rep(j, sum(H[[j]])))
  sh <- c(sh, rep(j / 2, sum(H[[j]])))
}

# 고정 공변량효과
B1 <- rep(15, sum(Mhi))
B2 <- rep(15, sum(Mhi))

#  $Y_1$ ,  $Y_2$ 
y1hik <- B1 + sh + u1hik + e1hik
y2hik <- B2 + u2hik + e2hik
y_matrix <- data.frame(st, B1, B2, sh, PSU, u1hik, u2hik, e1hik, e2hik, y1hik,
y2hik)
#  $u_{3hi}$   $u_{4hi}$ 

```

```

u3hi <- rnorm(length(Mhi), 0, 6)
u4hi <- rnorm(length(Mhi), 0, 10)
pop_psu2 <- data.frame(pop_psu1, u3hi, u4hi)
u3hik <- vector()
u4hik <- vector()
for (j in 1:length(Mhi)) {
  u3 <- pop_psu2$u3hi[j]
  u4 <- pop_psu2$u4hi[j]
  u3hik <- c(u3hik, rep(u3, pop_psu2$Mhi[j]))
  u4hik <- c(u4hik, rep(u4, pop_psu2$Mhi[j]))
}

#  $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2)^T$  고정공변량효과
a3_0 <- rep(-17, sum(Mhi))
a3_1 <- rep(-1, sum(Mhi))
a3_2 <- rep(1.5, sum(Mhi))
a4_0 <- rep(-26, sum(Mhi))
a4_1 <- rep(-0.65, sum(Mhi))
a4_2 <- rep(1.5, sum(Mhi))

#  $\pi_{hik}$ 
e3 <- exp(a3_0 + a3_1 * sh + a3_2 * y2hik + u3hik)
e4 <- exp(a4_0 + a4_1 * sh + a4_2 * y2hik + u4hik)
pi3 <- e3 / (1 + e3)
pi4 <- e4 / (1 + e4)

#  $Y_3, Y_4$ 
y3_matrix <- data.frame(st, a3_0, a3_1, a3_2, sh, PSU, u3hik, y2hik, e3, pi3)
y4_matrix <- data.frame(st, a4_0, a4_1, a4_2, sh, PSU, u4hik, y2hik, e4, pi4)
y3hik <- vector()
y4hik <- vector()
for (j in 1:sum(Mhi)) {
  y3hik <- c(y3hik, rbinom(1, 1, y3_matrix$pi3[j]))
  y4hik <- c(y4hik, rbinom(1, 1, y4_matrix$pi4[j]))
}

# 유한모집단 생성
y_pop <- data.frame(st, PSU, sh, y1hik, y2hik, y3hik, y4hik)

```



```

# 모집단 특성
M <- nrow(y_pop)
Mh <- y_pop %>% group_by(st) %>% summarise(Mh=n())

# 모평균, 모비율
barY1 <- with(y_pop, sum(y1hik) / M)
barY2 <- with(y_pop, sum(y2hik) / M)
p3 <- with(y_pop, sum(y3hik) / M)
p4 <- with(y_pop, sum(y4hik) / M)

# 모분산
S1_2 <- with(y_pop, sum((y1hik - barY1) ^ 2) / (M - 1))
S2_2 <- with(y_pop, sum((y2hik - barY2) ^ 2) / (M - 1))
S3_2 <- with(y_pop, sum((y3hik - p3) ^ 2) / (M - 1))
S4_2 <- with(y_pop, sum((y4hik - p4) ^ 2) / (M - 1))

m_v2 <- vector()
bary01_v2 <- vector() #  $\bar{y}_{sts}$ 
bary02_v2 <- vector()
hat_p03_v2 <- vector() #  $\hat{p}_{sts}$ 
hat_p04_v2 <- vector()

bary1_v2 <- vector() #  $\bar{y}_w$ 
bary2_v2 <- vector()
hat_p3_v2 <- vector() #  $\hat{p}_w$ 
hat_p4_v2 <- vector()

hat_sigmay01_2_v2 <- vector() #  $\hat{\sigma}_{sts}^2$ 
hat_sigmay02_2_v2 <- vector()
hat_sigmay03_2_v2 <- vector()
hat_sigmay04_2_v2 <- vector()
var_bary01_v2 <- vector() #  $v_{sts}(\bar{y}_{sts})$ 
var_bary02_v2 <- vector()
var_hat_p03_v2 <- vector()
var_hat_p04_v2 <- vector()

```

```

hat_sigmay1_2_v2 <- vector() #  $\hat{\sigma}_w^2$ 
hat_sigmay2_2_v2 <- vector()
hat_sigmay3_2_v2 <- vector()
hat_sigmay4_2_v2 <- vector()
var_bary1_w_v2 <- vector() #  $v_w(\bar{y}_w)$ 
var_bary2_w_v2 <- vector()
var_hat_p3_w_v2 <- vector()
var_hat_p4_w_v2 <- vector()

var_bary1_v2 <- vector() #  $v_{p(s)}(\bar{y}_w)$ 
var_bary2_v2 <- vector()
var_hat_p3_v2 <- vector()
var_hat_p4_v2 <- vector()
se_bary1_v2 <- vector() #  $se(\bar{y}_w)$ 
se_bary2_v2 <- vector()
se_hat_p3_v2 <- vector()
se_hat_p4_v2 <- vector()

I1_y1_v2 <- data.frame() # 김정력 평가
I2_y1_v2 <- data.frame()
I3_y1_v2 <- data.frame()
I1_y2_v2 <- data.frame()
I2_y2_v2 <- data.frame()
I3_y2_v2 <- data.frame()
I1_y3_v2 <- data.frame()
I2_y3_v2 <- data.frame()
I3_y3_v2 <- data.frame()
I1_y4_v2 <- data.frame()
I2_y4_v2 <- data.frame()
I3_y4_v2 <- data.frame()

deff1_v2 <- vector() #  $deff_y$ 
deff2_v2 <- vector()
deff3_v2 <- vector()
deff4_v2 <- vector()

```

```

# Design effect component
ah_v2 <- data.frame() #  $a_h$ 
hat_Lh_v2 <- data.frame() #  $L_h$ 
bar_mh_v2 <- data.frame() #  $\overline{m}_h$ 
hat_rho1h_v2 <- data.frame() #  $\rho_h$ 
hat_rho2h_v2 <- data.frame()
hat_rho3h_v2 <- data.frame()
hat_rho4h_v2 <- data.frame()

# R=200번 반복 시행
for (k in 1:200) {
  pop_psu0 <- aggregate(y_pop$PSU, list(st = y_pop$st, PSU = y_pop$PSU),
length)
  pop_psu <- rename(pop_psu0, Mhi = x)
  Nh <- pop_psu %>% group_by(st) %>% summarise(Nh = n())

  # 집락추출
  sample_psu <- data.frame()
  flhi <- vector()
  for (j in 1:nrow(Nh)) {
    pop_psu1 <- pop_psu[pop_psu$st == j, ]
    sf <- sampford(pop_psu1$Mhi, nh)
    sp <- pop_psu1[sf, ]
    p <- sampfordpi(pop_psu1$Mhi, nh) # 10 * Mhi / Mh
    diag_p <- diag(p)
    sample_psu <- rbind(sample_psu, sp)
    flhi <- c(flhi, diag_p)
  }
  w1hi <- 1 / flhi
  pop_psu_w <- data.frame(pop_psu, flhi, w1hi)
  sample_psu1 <- merge(y_pop, sample_psu, by = 'PSU', all = FALSE)
  sample_psu2 <- sample_psu1[, -9]
  sample_psu3 <- merge(sample_psu2, pop_psu_w, by = 'PSU', all = FALSE)
  sample_psu4 <- sample_psu3[, -c(3, 11)]
  obs_new <- seq(1, nrow(sample_psu4))
  sample_psu5 <- data.frame(sample_psu4, obs_new)

  # 개체 추출

```

```

gp_psu <- sample_psu5 %>% group_by(sh, PSU) %>% tally()
gp_psu1 <- rename(gp_psu, Mhi = n)
gp_psu2 <- mutate(gp_psu1,
f2k_hi = exp(-0.8 - 0.12 * sh) / (1 + exp(-0.8 - 0.12 * sh)))
y_sample_1 <- data.frame()
for (j in 1:nrow(gp_psu2)) {
gp <- sample_psu5[sample_psu5$PSU == gp_psu2$PSU[j], ]
y_sample_0 <- gp %>% sample_frac(gp_psu2$f2k_hi[j], replace = F)
y_sample_1 <- rbind(y_sample_1, y_sample_0)
}
y_sample_2 <- merge(y_sample_1, gp_psu2, by = 'PSU', all.x = TRUE)
y_sample_3 <- y_sample_2[, -c(8, 13)]
y_sample_4 <- mutate(y_sample_3, whik = 1 / (f1hi * f2k_hi))

# 최종 표본
y_sample_v2 <- rename(y_sample_4, sh = sh.x)

#  $\bar{y}_{srs}, \hat{p}_{srs}$ 
m <- nrow(y_sample_v2)
bary01 <- with(y_sample_v2, sum(y1hik) / m)
bary02 <- with(y_sample_v2, sum(y2hik) / m)
hat_p03 <- with(y_sample_v2, sum(y3hik) / m)
hat_p04 <- with(y_sample_v2, sum(y4hik) / m)

#  $\bar{y}_w, \hat{p}_w$ 
bary1 <- with(y_sample_v2, sum(whik * y1hik) / sum(whik))
bary2 <- with(y_sample_v2, sum(whik * y2hik) / sum(whik))
hat_p3 <- with(y_sample_v2, sum(whik * y3hik) / sum(whik))
hat_p4 <- with(y_sample_v2, sum(whik * y4hik) / sum(whik))

#  $\hat{\sigma}_{srs}^2$ 
hat_sigmay01_2 <- with(y_sample_v2, sum((y1hik - bary01) ^ 2) / (m - 1))
hat_sigmay02_2 <- with(y_sample_v2, sum((y2hik - bary02) ^ 2) / (m - 1))
hat_sigmay03_2 <- hat_p03 * (1 - hat_p03)
hat_sigmay04_2 <- hat_p04 * (1 - hat_p04)

#  $v_{srs}(\bar{y}_{srs})$ 

```

```

var_bary01 <- hat_sigmay01_2 / m
var_bary02 <- hat_sigmay02_2 / m
var_hat_p03 <- hat_sigmay03_2 / m
var_hat_p04 <- hat_sigmay04_2 / m

#  $\hat{\sigma}_w^2$ 
hat_sigmay1_2 <- with(y_sample_v2, (sum(whik * (y1hik - bary1) ^ 2) /
sum(whik)))
hat_sigmay2_2 <- with(y_sample_v2, (sum(whik * (y2hik - bary2) ^ 2) /
sum(whik)))
hat_sigmay3_2 <- hat_p3*(1-hat_p3)
hat_sigmay4_2 <- hat_p4*(1-hat_p4)

#  $v_w(\bar{y}_w)$ 
var_bary1_w <- hat_sigmay1_2 / m
var_bary2_w <- hat_sigmay2_2 / m
var_hat_p3_w <- hat_sigmay3_2 / m
var_hat_p4_w <- hat_sigmay4_2 / m

#  $e_{hi}$ 
hat_M <- sum(y_sample_v2$whik)
ehi_dt <- y_sample_v2 %>% group_by(st, PSU) %>% summarise(
e1hi = sum(whik * (y1hik-bary1)) / hat_M,
e2hi = sum(whik * (y2hik-bary2)) / hat_M,
e3hi = sum(whik * (y3hik-hat_p3)) / hat_M,
e4hi = sum(whik * (y4hik-hat_p4)) / hat_M)

#  $\bar{e}_h$ 
eh_dt <- ehi_dt %>% group_by(st) %>% summarise(
bare1h = mean(e1hi),
bare2h = mean(e2hi),
bare3h = mean(e3hi),
bare4h = mean(e4hi))
ehi_dt1 <- merge(ehi_dt, eh_dt, by = 'st')

#  $f_h$ 
fh <- y_pop %>% group_by(st) %>% summarise(fh = nh / n_distinct(PSU))

```

```

# v
v <- ehi_dt1 %>% group_by(st) %>% summarise(
v_y1 = sum((e1hi - bare1h) ^ 2),
v_y2 = sum((e2hi - bare2h) ^ 2),
v_y3 = sum((e3hi - bare3h) ^ 2),
v_y4 = sum((e4hi - bare4h) ^ 2))
v_1 <- merge(v, fh, by = 'st', x.all = TRUE)

#  $v_{p(s)}(\bar{y}_w)$ 
var_bary1 <- with(v_1, sum((nh / (nh - 1)) * (1 - fh) * v_y1))
var_bary2 <- with(v_1, sum((nh / (nh - 1)) * (1 - fh) * v_y2))
var_hat_p3 <- with(v_1, sum((nh / (nh - 1)) * (1 - fh) * v_y3))
var_hat_p4 <- with(v_1, sum((nh / (nh - 1)) * (1 - fh) * v_y4))

#  $se(\bar{y}_w)$ 
se_bary1 <- sqrt(var_bary1)
se_bary2 <- sqrt(var_bary2)
se_hat_p3 <- sqrt(var_hat_p3)
se_hat_p4 <- sqrt(var_hat_p4)

#  $Y_1$  가설검정
m0_y1 <- seq(16.84798, 18.54798 , 0.05)
delta_y1 <- seq(0.85,-0.85,by=-0.05)
I1_y1 <- vector()
I2_y1 <- vector()
I3_y1 <- vector()
for (j in 1:length(m0_y1)) {
t1 <- (bary01 - m0_y1[j]) / sqrt(var_bary01) # 방법1 -  $t_1$ 
t2 <- (bary1 - m0_y1[j]) / sqrt(var_bary1_w) # 방법2 -  $t_2$ 
t3 <- (bary1 - m0_y1[j]) / se_bary1 # 방법3 -  $t_3$ 
I1 <- ifelse(abs(t1) > qnorm(0.975), 1, 0)
I2 <- ifelse(abs(t2) > qnorm(0.975), 1, 0)
I3 <- ifelse(abs(t3) > qnorm(0.975), 1, 0)
I1_y1 <- c(I1_y1, I1)
I2_y1 <- c(I2_y1, I2)
I3_y1 <- c(I3_y1, I3)
}

```

```

}

# Y2 가설검정
m0_y2 <- seq(14.46323, 15.48323, 0.03)
delta_y2 <- seq(0.51,-0.51,by=-0.03)
I1_y2 <- vector()
I2_y2 <- vector()
I3_y2 <- vector()
for (j in 1:length(m0_y2)) {
  t1 <- (bary02 - m0_y2[j]) / sqrt(var_bary02)
  t2 <- (bary2 - m0_y2[j]) / sqrt(var_bary2_w)
  t3 <- (bary2 - m0_y2[j]) / se_bary2
  I1 <- ifelse(abs(t1) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I2 <- ifelse(abs(t2) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I3 <- ifelse(abs(t3) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I1_y2 <- c(I1_y2, I1)
  I2_y2 <- c(I2_y2, I2)
  I3_y2 <- c(I3_y2, I3)
}

# Y3 가설검정
m0_y3 <- seq(0.4748317, 0.8148317, 0.01)
delta_y3 <- seq(0.17,-0.17,by=-0.01)

I1_y3 <- vector()
I2_y3 <- vector()
I3_y3 <- vector()
for (j in 1:length(m0_y3)) {
  t1 <- (hat_p03 - m0_y3[j]) / sqrt(var_hat_p03)
  t2 <- (hat_p3 - m0_y3[j]) / sqrt(var_hat_p3_w)
  t3 <- (hat_p3 - m0_y3[j]) / se_hat_p3
  I1 <- ifelse(abs(t1) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I2 <- ifelse(abs(t2) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I3 <- ifelse(abs(t3) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I1_y3 <- c(I1_y3, I1)
  I2_y3 <- c(I2_y3, I2)
  I3_y3 <- c(I3_y3, I3)
}

```

```

# Y4 가설검정
m0_y4 <- seq(0.1389522,0.4789522,0.01)
delta_y4 <- seq(0.17, -0.17, by=-0.01)
I1_y4 <- vector()
I2_y4 <- vector()
I3_y4 <- vector()
for (j in 1:length(m0_y4)) {
  t1 <- (hat_p04 - m0_y4[j]) / sqrt(var_hat_p04)
  t2 <- (hat_p4 - m0_y4[j]) / sqrt(var_hat_p4_w)
  t3 <- (hat_p4 - m0_y4[j]) / se_hat_p4
  I1 <- ifelse(abs(t1) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I2 <- ifelse(abs(t2) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I3 <- ifelse(abs(t3) > qnorm(0.975), 1, 0)
  I1_y4 <- c(I1_y4, I1)
  I2_y4 <- c(I2_y4, I2)
  I3_y4 <- c(I3_y4, I3)
}

# deffy
deff1 <- var_bary1 / var_bary01
deff2 <- var_bary2 / var_bary02
deff3 <- var_hat_p3 / var_hat_p03
deff4 <- var_hat_p4 / var_hat_p04

# Design effect component
#  $m_h, M_h, \hat{\sigma}_{srsh}^2, cv_{wh}^2$ 
deff_dt <- y_sample_v2 %>% group_by(st) %>% summarise(
  mh = n(),
  hat_Mh = sum(whik),
  bary1h = sum (whik * y1hik) / sum(whik),
  bary2h = sum (whik * y2hik) / sum(whik),
  hat_p3h = sum (whik * y3hik) / sum(whik),
  hat_p4h = sum (whik * y4hik) / sum(whik),
  hat_sigmay1h_2 = sum(whik * (y1hik - bary1h) ^ 2) / sum(whik),
  hat_sigmay2h_2 = sum(whik * (y2hik - bary2h) ^ 2) / sum(whik),
  hat_sigmay3h_2 = sum(whik * (y3hik - hat_p3h) ^ 2) / sum(whik),
  hat_sigmay4h_2 = sum(whik * (y4hik - hat_p4h) ^ 2) / sum(whik),
  barwh = sum (whik) / mh,

```



```
cv_wh_2 = sum((whik - barwh) ^ 2) / (barwh^2 * mh))
```

```
#  $a_h$ 
```

```
ah <- deff_dt$mh / m
```

```
#  $L_h$ 
```

```
hat_Lh <- 1 + deff_dt$cv_wh_2
```

```
#  $\bar{m}_h$ 
```

```
bar_mh <- deff_dt$mh / nh
```

```
#  $v_w(\bar{y}_w)$ 
```

```
var_bary1h_w <- with(deff_dt, hat_sigmay1h_2 / mh)
```

```
var_bary2h_w <- with(deff_dt, hat_sigmay2h_2 / mh)
```

```
var_hat_p3h_w <- with(deff_dt, hat_sigmay3h_2 / mh)
```

```
var_hat_p4h_w <- with(deff_dt, hat_sigmay4h_2 / mh)
```

```
#  $e_{hi} = \frac{1}{n} \sum x$ 
```

```
deff_dt1 <- deff_dt[,c(1,3,4,5,6,7)]
```

```
ehi_h_dt <- merge(y_sample_v2, deff_dt1, by = 'st')
```

```
ehi_h_dt1 <- ehi_h_dt %>% group_by(st, PSU) %>% summarise(  
  hat_Mh = mean(hat_Mh),
```

```
  e1hi_h = sum(whik * (y1hik-bary1h)) / hat_Mh,
```

```
  e2hi_h = sum(whik * (y2hik-bary2h)) / hat_Mh,
```

```
  e3hi_h = sum(whik * (y3hik-hat_p3h)) / hat_Mh,
```

```
  e4hi_h = sum(whik * (y4hik-hat_p4h)) / hat_Mh)
```

```
#  $\bar{e}_h = \frac{1}{n} \sum x$ 
```

```
eh_h_dt <- ehi_h_dt1 %>% group_by(st) %>% summarise(  
  bare1h_h = mean(e1hi_h),
```

```
  bare2h_h = mean(e2hi_h),
```

```
  bare3h_h = mean(e3hi_h),
```

```
  bare4h_h = mean(e4hi_h))
```

```
ehi_h_dt2 <- merge(ehi_h_dt1, eh_h_dt, by = 'st')
```

```
ehi_h_dt3 <- merge(ehi_h_dt2, fh, by = 'st')
```

```
#  $v_{p(s)}(\bar{y}_{wh})$ 
```

```

var_h_dt <- ehi_h_dt3 %>% group_by(st) %>% summarise(
  fh = mean(fh),
  var_bary1h = (nh / (nh-1)) * (1 - fh) * sum((e1hi_h - bare1h_h) ^ 2),
  var_bary2h = (nh / (nh-1)) * (1 - fh) * sum((e2hi_h - bare2h_h) ^ 2),
  var_hat_p3h = (nh / (nh-1)) * (1 - fh) * sum((e3hi_h - bare3h_h) ^ 2),
  var_hat_p4h = (nh / (nh-1)) * (1 - fh) * sum((e4hi_h - bare4h_h) ^ 2))

# deffyhξ
deff1h_xi <- var_h_dt$var_bary1h / var_bary1h_w
deff2h_xi <- var_h_dt$var_bary2h / var_bary2h_w
deff3h_xi <- var_h_dt$var_hat_p3h / var_hat_p3h_w
deff4h_xi <- var_h_dt$var_hat_p4h / var_hat_p4h_w

# ρh
hat_rho1h <- ((deff1h_xi / hat_Lh) - 1) / (bar_mh - 1)
hat_rho2h <- ((deff2h_xi / hat_Lh) - 1) / (bar_mh - 1)
hat_rho3h <- ((deff3h_xi / hat_Lh) - 1) / (bar_mh - 1)
hat_rho4h <- ((deff4h_xi / hat_Lh) - 1) / (bar_mh - 1)

bary01_v2 <- c(bary01_v2, bary01)
bary02_v2 <- c(bary02_v2, bary02)
hat_p03_v2 <- c(hat_p03_v2, hat_p03)
hat_p04_v2 <- c(hat_p04_v2, hat_p04)
m_v2 <- c(m_v2, m)
bary1_v2 <- c(bary1_v2, bary1)
bary2_v2 <- c(bary2_v2, bary2)
hat_p3_v2 <- c(hat_p3_v2, hat_p3)
hat_p4_v2 <- c(hat_p4_v2, hat_p4)
hat_sigmay01_2_v2 <- c(hat_sigmay01_2_v2, hat_sigmay01_2)
hat_sigmay02_2_v2 <- c(hat_sigmay02_2_v2, hat_sigmay02_2)
hat_sigmay03_2_v2 <- c(hat_sigmay03_2_v2, hat_sigmay03_2)
hat_sigmay04_2_v2 <- c(hat_sigmay04_2_v2, hat_sigmay04_2)
var_bary01_v2 <- c(var_bary01_v2, var_bary01)
var_bary02_v2 <- c(var_bary02_v2, var_bary02)
var_hat_p03_v2 <- c(var_hat_p03_v2, var_hat_p03)
var_hat_p04_v2 <- c(var_hat_p04_v2, var_hat_p04)
hat_sigmay1_2_v2 <- c(hat_sigmay1_2_v2, hat_sigmay1_2)
hat_sigmay2_2_v2 <- c(hat_sigmay2_2_v2, hat_sigmay2_2)

```

```

hat_sigmay3_2_v2 <- c(hat_sigmay3_2_v2, hat_sigmay3_2)
hat_sigmay4_2_v2 <- c(hat_sigmay4_2_v2, hat_sigmay4_2)
var_bary1_w_v2 <- c(var_bary1_w_v2, var_bary1_w)
var_bary2_w_v2 <- c(var_bary2_w_v2, var_bary2_w)
var_hat_p3_w_v2 <- c(var_hat_p3_w_v2, var_hat_p3_w)
var_hat_p4_w_v2 <- c(var_hat_p4_w_v2, var_hat_p4_w)
var_bary1_v2 <- c(var_bary1_v2, var_bary1)
var_bary2_v2 <- c(var_bary2_v2, var_bary2)
var_hat_p3_v2 <- c(var_hat_p3_v2, var_hat_p3)
var_hat_p4_v2 <- c(var_hat_p4_v2, var_hat_p4)
se_bary1_v2 <- c(se_bary1_v2, se_bary1)
se_bary2_v2 <- c(se_bary2_v2, se_bary2)
se_hat_p3_v2 <- c(se_hat_p3_v2, se_hat_p3)
se_hat_p4_v2 <- c(se_hat_p4_v2, se_hat_p4)
I1_y1_v2 <- rbind(I1_y1_v2, I1_y1)
I2_y1_v2 <- rbind(I2_y1_v2, I2_y1)
I3_y1_v2 <- rbind(I3_y1_v2, I3_y1)
I1_y2_v2 <- rbind(I1_y2_v2, I1_y2)
I2_y2_v2 <- rbind(I2_y2_v2, I2_y2)
I3_y2_v2 <- rbind(I3_y2_v2, I3_y2)
I1_y3_v2 <- rbind(I1_y3_v2, I1_y3)
I2_y3_v2 <- rbind(I2_y3_v2, I2_y3)
I3_y3_v2 <- rbind(I3_y3_v2, I3_y3)
I1_y4_v2 <- rbind(I1_y4_v2, I1_y4)
I2_y4_v2 <- rbind(I2_y4_v2, I2_y4)
I3_y4_v2 <- rbind(I3_y4_v2, I3_y4)

deff1_v2 <- c(deff1_v2, deff1)
deff2_v2 <- c(deff2_v2, deff2)
deff3_v2 <- c(deff3_v2, deff3)
deff4_v2 <- c(deff4_v2, deff4)

ah_v2 <- rbind(ah_v2, ah)
hat_Lh_v2 <- rbind(hat_Lh_v2, hat_Lh)
bar_mh_v2 <- rbind(bar_mh_v2, bar_mh)
hat_rho1h_v2 <- rbind(hat_rho1h_v2, hat_rho1h)
hat_rho2h_v2 <- rbind(hat_rho2h_v2, hat_rho2h)
hat_rho3h_v2 <- rbind(hat_rho3h_v2, hat_rho3h)

```

```

hat_rho4h_v2 <- rbind(hat_rho4h_v2, hat_rho4h)
}

#  $A_h$ 
M <- nrow(y_pop)
Mh <- y_pop %>% group_by(st) %>% summarise(Mh=n())
A <- Mh$Mh/M

#  $a_h$ 
a <- apply(ah_v2,2,mean)

#  $L_h$ 
L <- apply(hat_Lh_v2,2,mean)
mL <- 1.033

#  $\overline{m}_h$ 
bmh <- apply(bar_mh_v2,2,mean)

#  $\sigma_y^2$ 
S1_2 <- with(y_pop, sum((y1hik - barY1) ^ 2) / (M - 1))
S2_2 <- with(y_pop, sum((y2hik - barY2) ^ 2) / (M - 1))
S3_2 <- with(y_pop, sum((y3hik - p3) ^ 2) / (M - 1))
S4_2 <- with(y_pop, sum((y4hik - p4) ^ 2) / (M - 1))

#  $\sigma_{yh}^2$ 
S_dt <- y_pop %>% group_by(st) %>% summarise(
  Mh = n(),
  barY1h = sum (y1hik) / Mh,
  barY2h = sum (y2hik) / Mh,
  p3h = sum (y3hik) / Mh,
  p4h = sum (y4hik) / Mh,
  S1h_2 = sum((y1hik - barY1h) ^ 2) / (Mh - 1),
  S2h_2 = sum((y2hik - barY2h) ^ 2) / (Mh - 1),
  S3h_2 = sum((y3hik - p3h) ^ 2) / (Mh - 1),
  S4h_2 = sum((y4hik - p4h) ^ 2) / (Mh - 1))

s1 <- (S_dt$S1h_2) / S1_2

```

```

s2 <- (S_dt$S2h_2) / S2_2
s3 <- (S_dt$S3h_2) / S3_2
s4 <- (S_dt$S4h_2) / S4_2

#  $\rho_h$ 
rho1 <- mean(apply(hat_rho1h_v2,2,mean))
rho2 <- mean(apply(hat_rho2h_v2,2,mean))
rho3 <- mean(apply(hat_rho3h_v2,2,mean))
rho4 <- mean(apply(hat_rho4h_v2,2,mean))

#  $deff_{y\zeta}$ 
deff_xi_y1=sum((A^2/a)*s1*mL*(1+(bmh-1)*rho1))
deff_xi_y2=sum((A^2/a)*s2*mL*(1+(bmh-1)*rho2))
deff_xi_y3=sum((A^2/a)*s3*mL*(1+(bmh-1)*rho3))
deff_xi_y4=sum((A^2/a)*s4*mL*(1+(bmh-1)*rho4))

# 검정력 평가
nc <- length(delta_y1)
zeta_y1 <- matrix(nrow = 3, ncol = nc)
zeta_y2 <- matrix(nrow = 3, ncol = nc)
zeta_y3 <- matrix(nrow = 3, ncol = nc)
zeta_y4 <- matrix(nrow = 3, ncol = nc)
for (k in 1:nc) {
  zeta1_1 <- sum(I1_y1_v2[, k]) / 200
  zeta2_1 <- sum(I2_y1_v2[, k]) / 200
  zeta3_1 <- sum(I3_y1_v2[, k]) / 200
  zeta1_2 <- sum(I1_y2_v2[, k]) / 200
  zeta2_2 <- sum(I2_y2_v2[, k]) / 200
  zeta3_2 <- sum(I3_y2_v2[, k]) / 200
  zeta1_3 <- sum(I1_y3_v2[, k]) / 200
  zeta2_3 <- sum(I2_y3_v2[, k]) / 200
  zeta3_3 <- sum(I3_y3_v2[, k]) / 200
  zeta1_4 <- sum(I1_y4_v2[, k]) / 200
  zeta2_4 <- sum(I2_y4_v2[, k]) / 200
  zeta3_4 <- sum(I3_y4_v2[, k]) / 200
  zeta__1 <- c(zeta1_1, zeta2_1, zeta3_1)
  zeta__2 <- c(zeta1_2, zeta2_2, zeta3_2)
  zeta__3 <- c(zeta1_3, zeta2_3, zeta3_3)
}

```

```

zeta__4 <- c(zeta1_4, zeta2_4, zeta3_4)
zeta_y1[, k] <- zeta__1
zeta_y2[, k] <- zeta__2
zeta_y3[, k] <- zeta__3
zeta_y4[, k] <- zeta__4
}

# 표본수 비교 : 복합표본설계 vs. 단순임의추출
z_1_b <- c(qnorm(1), qnorm(0.9), qnorm(0.8), qnorm(0.7), qnorm(0.6),
qnorm(0.5), qnorm(0.4), qnorm(0.3), qnorm(0.2), qnorm(0.1), qnorm(0))
z_1_a_2 <- qnorm(0.975)

#  $Y_1 - m_{srs}$ 
nc <- length(delta_y1)
nr <- length(z_1_b)
msrs_y1 <- matrix(nrow = nr, ncol = nc)
for (k in 1:nc) {
  delta <- delta_y1[k]
  msrs_y1_ <- vector()
  for (j in 1:nr) {
    msrs_y1__ <- S1_2 * ((z_1_a_2 + z_1_b[j]) / delta) ^ 2
    msrs_y1_ <- c(msrs_y1_, msrs_y1__)
  }
  msrs_y1[, k] <- msrs_y1_
}

#  $Y_2 - m_{srs}$ 
msrs_y2 <- matrix(nrow = nr, ncol = nc)
for (k in 1:nc) {
  delta <- delta_y2[k]
  msrs_y2_ <- vector()
  for (j in 1:nr) {
    msrs_y2__ <- S2_2 * ((z_1_a_2 + z_1_b[j]) / delta) ^ 2
    msrs_y2_ <- c(msrs_y2_, msrs_y2__)
  }
  msrs_y2[, k] <- msrs_y2_
}

```

```

#  $Y_3 - m_{grs}$ 
nc <- length(delta_y3)
msrs_y3 <- matrix(nrow = nr, ncol = nc)
for (k in 1:nc) {
  delta <- delta_y3[k]
  msrs_y3_ <- vector()
  for (j in 1:nr) {
    msrs_y3__ <- S3_2 * ((z_1_a_2 + z_1_b[j]) / delta) ^ 2
    msrs_y3_ <- c(msrs_y3_, msrs_y3__)
  }
  msrs_y3[, k] <- msrs_y3_
}

#  $Y_4 - m_{grs}$ 
nc <- length(delta_y4)
msrs_y4 <- matrix(nrow = nr, ncol = nc)
for (k in 1:nc) {
  delta <- delta_y4[k]
  msrs_y4_ <- vector()
  for (j in 1:nr) {
    msrs_y4__ <- S4_2 * ((z_1_a_2 + z_1_b[j]) / delta) ^ 2
    msrs_y4_ <- c(msrs_y4_, msrs_y4__)
  }
  msrs_y4[, k] <- msrs_y4_
}

#  $m_{p(s)}$ 
m_ps_y1 <- msrs_y1 * deff_xi_y1
m_ps_y2 <- msrs_y2 * deff_xi_y2
m_ps_y3 <- msrs_y3 * deff_xi_y3
m_ps_y4 <- msrs_y4 * deff_xi_y4

```