Muestreo con Probabilidades Simples

Curso de Muestreo Probabilístico en Encuestas de Hogares

Andrés Gutiérrez, Ph.D.

CEPAL - Unidad de Estadísticas Sociales

1. Diseño de muestreo aleatorio sin reemplazo
2. Dominios poblacionales
3. Muestreo Bernoulli
4. Muestreo sistemático

Motivación

*Las muestras no están dadas, las muestras **deben ser seleccionadas**, asignadas o capturadas. El tamaño de la muestra **no siempre es fijo**, es casi siempre una variable aleatoria. Los datos no siempre son **independientes o idénticamente distribuidos** y usualmente no son seleccionados de una sola población, sino de sub-poblaciones compuestas o complementarias. Más aún, no se produce una sola estimación, se produce un conjunto de estimaciones. Así que la historia que siempre nos han contado está equivocada.*

Leslie Kish (1996)

Bibliografía y referencias

- Kish, L. (1965) *Survey Sampling*. John Wiley and Sons.
- Cochran, W. G. (1977) *Sampling Techniques*. John Wiley and Sons.
- Särndal, et. al. (2003) *Model-assisted Survey Sampling*. Springer.
- Gutiérrez, H. A. (2016) *Estrategias de muestreo: diseño de encuestas y estimación de parámetros*. Ediciones de la U.
- Gutiérrez, H. A. (2017) `TeachingSampling`. *R package*.

Diseño de muestreo aleatorio sin reemplazo

Características

- Puede ser visto como la forma más básica de selección de muestras.
- Supone la existencia de homogeneidad en los valores poblacionales de la característica de interés.
- Este diseño provee probabilidades de selección idénticas para cada una de las posibles muestras pertenecientes al soporte Q.

Cuando la población es homogénea, el investigador no necesita examinar todos los elementos de la población así como el encargado del análisis médico no necesita obtener toda la sangre para medir la cantidad de glóbulos rojos.

Características

- Este diseño de muestreo no es muy común en la práctica.
- Plantean una línea de comparación de la eficiencia relativa con otros diseños de muestreo.
- El muestreo aleatorio simple puede ser utilizado como un método final de selección de unidades en otros diseños de muestreo complejos.

Definición

Un diseño de muestreo se dice aleatorio simple sin reemplazo si todas las posibles muestras de tamaño n tienen la misma probabilidad de ser seleccionadas.

$$p(s) = \begin{cases} \frac{1}{\binom{N}{n}} & \text{si } \#s = n \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \tag{1}$$

Selección: *método coordinado negativo*

1. Generar N realizaciones de una variable aleatoria ξ_k ($k \in U$) con distribución uniforme (0,1).
2. Asignar ξ_k al elemento k-ésimo de la población.
3. Ordenar la lista de elementos descendente (o ascendentemente) con respecto a este número aleatorio ξ_k.
4. A continuación, seleccionar los n primeros (o los n últimos) elementos. Esta selección corresponde a la muestra realizada.

Selección: *método coordinado negativo*

k	Nombre	ek
1	Yves	0.312
2	Ken	0.004
3	Erik	0.285
4	Sharon	0.741
5	Leslie	0.656

Selección: *método coordinado negativo*

k	Nombre	ek
2	Ken	0.004
3	Erik	0.285
1	Yves	0.312
5	Leslie	0.656
4	Sharon	0.741

Selección: *método de selección y rechazo*

1. Realizar $\xi_k \sim U(0,1)$
2. Calcular
$$c_k = \frac{n - n_k}{N - k + 1}$$
donde n_k es la cantidad de objetos seleccionados en los $k-1$ ensayos anteriores.
3. Si $\xi_k < c_k$, entonces el elemento k pertenece a la muestra.
4. Detener el proceso cuando $n = n_k$.

Selección: *método de selección y rechazo*

k	Nombre	ek
1	Yves	0.4938
2	Ken	0.7044
3	Erik	0.4585
4	Sharon	0.6747
5	Leslie	0.8565

Selección: *método de selección y rechazo*

k	Nombre	ek	ck	nk	sam
1	Yves	0.4938	0.4000000	0	0
2	Ken	0.7044	0.5000000	0	0
3	Erik	0.4585	0.6666667	1	3
4	Sharon	0.6747	0.5000000	1	0
5	Leslie	0.8565	1.0000000	2	5

Probabilidades de inclusión

Para un diseño de muestreo aleatorio simple, las probabilidades de inclusión de primer y segundo orden están dadas por:

$$\pi_k = \frac{n}{N} \tag{2}$$

$$\pi_{kl} = \frac{n(n-1)}{N(N-1)} \tag{3}$$

respectivamente.

Estimador de Horvitz-Thompson

Para un diseño de muestreo aleatorio simple, el estimador de Horvitz-Thompson del total poblacional t_y y su varianza estimada están dados por:

$$\hat{t}_{y,\pi} = \frac{N}{n} \sum_{S} y_k \tag{4}$$

$$\widehat{Var}_{MAS}(\hat{t}_{y,\pi}) = \frac{N^2}{n} \left(1 - \frac{n}{N}\right) S^2_{yS} \tag{5}$$

En donde la **varianza muestral** de los valores de la característica de interés en la muestra aleatoria S es:

$$S^2_{yS} = \frac{1}{n-1} \sum_{k \in S} (y_k - \bar{y}_S)^2 \tag{6}$$

Estimador de la media poblacional

Para un diseño de muestreo aleatorio simple, el estimador de Horvitz-Thompson para la media poblacional $\bar{y}_U$ y su varianza estimada están dados por:

$$\hat{\bar{y}}_\pi = \frac{\hat{t}_{y,\pi}}{N} = \frac{\sum_S y_k}{n} = \bar{y}_S \tag{7}$$

$$\widehat{Var}_{MAS}(\hat{\bar{y}}_\pi) = \frac{1}{N^2} Var(\hat{t}_{y,\pi}) = \left(1 - \frac{n}{N}\right) \frac{S^2_{ys}}{n} \tag{8}$$

Práctica en R

```r
library(TeachingSampling)
data(BigCity)
attach(BigCity)
rownames(BigCity) <- NULL
head(BigCity[,c(2:9)])
```

PersonID	Stratum	PSU	Zone	Sex	Age	MaritalST	Income
idPer01	idStrt001	PSU0001	Rural	Male	38	Married	555
idPer02	idStrt001	PSU0001	Rural	Female	40	Married	555
idPer03	idStrt001	PSU0001	Rural	Female	20	Single	555
idPer04	idStrt001	PSU0001	Rural	Male	19	Single	555
idPer05	idStrt001	PSU0001	Rural	Male	18	Single	555
idPer01	idStrt001	PSU0001	Rural	Male	35	Married	298

Práctica en R

```
N <- dim(BigCity)[1]
n <- 2000
sam <- S.SI(N,n)
muestra <- BigCity[sam,]
```

Práctica en R

```r
attach(muestra)
rownames(muestra) <- NULL
head(muestra[,c(2:9)])
```

PersonID	Stratum	PSU	Zone	Sex	Age	MaritalST	Income
idPer02	idStrt001	PSU0002	Rural	Female	34	Married	899
idPer03	idStrt001	PSU0003	Rural	Female	23	Single	166
idPer02	idStrt001	PSU0004	Rural	Female	22	Partner	257
idPer02	idStrt001	PSU0005	Rural	Female	22	Single	124
idPer03	idStrt001	PSU0005	Rural	Male	5	NA	754
idPer03	idStrt001	PSU0006	Rural	Female	2	NA	924

Práctica en R

```r
estima <- data.frame(Income, Expenditure)
head(estima)
```

Income	Expenditure
899	648
166	170
257	252
124	47
754	406
924	558

Práctica en R

```
E.SI(N, n, estima)
```

	N	Income	Expenditure
Estimation	150266	90335602.1	57248648.0
Standard Error	0	2933040.6	934535.6
CVE	0	3.2	1.6
DEFF	NaN	1.0	1.0

Dominios poblacionales

Estimación en dominios

En muchas investigaciones es necesario llevar a cabo estimaciones sobre la población en general, y también sobre subgrupos de ella (denominados *dominios* por la subcomisión en muestreo de las Naciones Unidas).

Estimación en dominios

- La estimación por dominios se caracteriza por el desconocimiento de la pertenencia de las unidades poblacionales al dominio.
- Es decir, para conocer cuáles unidades de la población pertenecen al dominio, es necesario realizar el proceso de medición.

Estimación en dominios

La identificación de los dominios se logra una vez la información de los elementos ha sido registrada. Los dominios tienen que cumplir las siguientes características:

1. Ningún elemento de la población puede pertenecer a dos dominios.
2. Todo elemento de la población debe pertenecer a un único dominio.
3. La reunión de todos los dominios es la población del estudio.

Estimación en dominios

Un dominio U_d es una sub-población específica o subgrupo poblacional que cumple las siguientes condiciones:

1. $U_d \subset U$, tal que $U = \bigcup_{d=1}^{D} U_d$
2. Si $k \in U_l$, entonces $k \notin U_d$ para $d \neq l$
3. El número de elementos en el dominio U_d es N_d y es llamado **tamaño absoluto** del dominio.
4. La proporción de elementos en el dominio U_d con respecto al tamaño poblacional es $P_d = \dfrac{N_d}{N}$ y se conoce como **tamaño relativo** del dominio.

Función indicatriz del dominio

Sea z_{dk} la función indicadora del dominio U_d está dada por

$$z_{dk} = \begin{cases} 1 & \text{si } k \in U_d \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \tag{9}$$

Función indicatriz del dominio

- Al multiplicar la variable de pertenencia z_{dk} por el valor de la característica de interés y_k, se crea una nueva variable y_{dk} dada por

$$y_{dk} = z_{dk} * y_k$$

- Una vez construida se pueden utilizar los principios del estimador de Horvitz-Thompson para hallar un estimador insesgado del total de la característica de interés en el dominio U_d.

Indicadores de interés

- El total de la variable de interés en el dominio U_d está dado por

$$t_{yd} = \sum_{U} y_{dk}, \tag{10}$$

- El tamaño del dominio U_d toma la siguiente expresión

$$N_d = \sum_{U} z_{dk}, \tag{11}$$

Indicadores de interés

- La media de la característica de interés en el dominio U_d se escribe como
$$\bar{y}_{U_d} = \frac{t_{yd}}{N_d} = \frac{\sum_U y_{dk}}{N_d} \tag{12}$$

- La proporción del dominio U_d se escribe como
$$P_d = \frac{N_d}{N} = \frac{\sum_U z_{dk}}{N} \tag{13}$$

Estimador del total del dominio

El estimador de Horvitz-Thompson para el total del dominio t_{yd} y su varianza estimada están dados por

$$\hat{t}_{yd,\pi} = \frac{N}{n}\sum_{S} y_{dk} = \frac{N}{n}\sum_{S_d} y_k \tag{14}$$

$$\widehat{Var}(\hat{t}_{yd,\pi}) = \frac{N^2}{n}\left(1 - \frac{n}{N}\right) S^2_{y_d S} \tag{15}$$

En donde $S_d = U_d \cap S$, y la varianza poblacional de la característica de interés es

$$S^2_{y_d S} = \frac{1}{n-1}\left(\sum_{k\in S} y^2_{dk} - \frac{\left(\sum_{k\in S} y_{dk}\right)^2}{n}\right)$$

Estimador del tamaño del dominio

El estimador de Horvitz-Thompson para el tamaño absoluto de un dominio N_d y su varianza estimada están dados por

$$\hat{N}_{d,\pi} = \frac{N}{n} \sum_{S} z_{dk} = \frac{N}{n} \sum_{S_d} z_k \tag{16}$$

$$\widehat{Var}(\hat{N}_{d,\pi}) = \frac{N^2}{n} \left(1 - \frac{n}{N}\right) S^2_{z_d s} \tag{17}$$

respectivamente, $S^2_{z_d s}$ la varianza muestral de los valores de la característica de interés z_{dk}.

Estimador de la media del dominio

El estimador de Horvitz-Thompson para la media de la característica de interés en un dominio $\bar{y}_{U_d}$ y su varianza estimada están dados por

$$\hat{\bar{y}}_{U_d,\pi} = \frac{\frac{N}{n}\sum_S y_{dk}}{N_d} \tag{18}$$

$$\widehat{Var}(\hat{\bar{y}}_{U_d,\pi}) = \frac{1}{N_d^2}\frac{N^2}{n}\left(1 - \frac{n}{N}\right) S^2_{y_d s} \tag{19}$$

Estimador de la proporción del dominio

El estimador de Horvitz-Thompson para el tamaño relativo de un dominio P_d y su varianza estimada están dados por

$$\hat{P}_{d,\pi} = \frac{1}{N}\sum_{s}\frac{N}{n}z_{dk} = \frac{1}{n}\sum_{s}z_{dk} = \frac{n_d}{n} \tag{20}$$

$$\widehat{Var}(\hat{P}_{d,\pi}) = \frac{1}{n}\left(1-\frac{n}{N}\right)S^2_{z_d s} \tag{21}$$

Práctica en R

```
Dominios <- Domains(Sex)
head(Dominios)
```

Female	Male
1	0
1	0
1	0
1	0
0	1
1	0

Práctica en R

```r
area.M <- Dominios[, 1] * estima
head(area.M)
```

Income	Expenditure
899	648
166	170
257	252
124	47
0	0
924	558

Práctica en R

```r
area.H <- Dominios[, 2] * estima
head(area.H)
```

Income	Expenditure
0	0
0	0
0	0
0	0
754	406
0	0

Práctica en R

```r
E.SI(N, n, Dominios)
```

	N	Female	Male
Estimation	150266	79791.2	70474.8
Standard Error	0	1666.0	1666.0
CVE	0	2.1	2.4
DEFF	NaN	1.0	1.0

```
E.SI(N, n, area.H)
```

	N	Income	Expenditure
Estimation	150266	43510953.1	26486289.4
Standard Error	0	2816418.5	871929.9
CVE	0	6.5	3.3
DEFF	NaN	1.0	1.0

```r
E.SI(N, n, area.M)
```

	N	Income	Expenditure
Estimation	150266	46824649.0	30762358.6
Standard Error	0	1637616.4	957827.4
CVE	0	3.5	3.1
DEFF	NaN	1.0	1.0

Práctica en R

```r
E.SI(N, n, estima)
```

	N	Income	Expenditure
Estimation	150266	90335602.1	57248648.0
Standard Error	0	2933040.6	934535.6
CVE	0	3.2	1.6
DEFF	NaN	1.0	1.0

Muestreo Bernoulli

Diseño de muestreo

Siendo $n(s)$ el tamaño de muestra, el diseño de muestreo Bernoulli selecciona la muestra s con probabilidad

$$p(s) = \begin{cases} \pi^{n(s)}(1-\pi)^{N-n(s)} & \text{si } s \text{ tiene tamaño igual a } n(s) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \tag{22}$$

Algoritmo de selección

La selección de una muestra con diseño Bernoulli conlleva los siguientes pasos:

1. Fijar el valor de π tal que $0 < \pi < 1$.
2. Obtener ε_k para $k \in U$ como N realizaciones independientes de una variable aleatoria con distribución uniforme sobre el intervalo $[0, 1]$.
3. El elemento k-ésimo pertenece a la muestra con probabilidad π. Es decir, si $\varepsilon_k < \pi$ el individuo k-ésimo es seleccionado.

Algoritmo de selección

Si $\pi = 0.4$, ¿cuáles unidades serán seleccionadas por el algoritmo?

k	Nombre	ek
1	Yves	0.212
2	Ken	0.704
3	Erik	0.385
4	Sharon	0.041
5	Leslie	0.856

Algoritmo de selección

Si $\pi = 0.4$, ¿cuáles unidades serán seleccionadas por el algoritmo?

k	Nombre	ek	Ik
1	Yves	0.212	1
2	Ken	0.704	0
3	Erik	0.385	1
4	Sharon	0.041	1
5	Leslie	0.856	0

El tamaño de muestra $n(s)$

- Como $n(S)$ es aleatorio, existen 2^N posibles muestras en el soporte Q.
- Nótese que $n(S)$ tiene una distribución Binomial y, por tanto, su esperanza y varianza están dadas por:

$$E(n(S)) = N\pi \qquad Var(n(S)) = N(\pi)(1-\pi), \tag{23}$$

El estimador de Horvitz-Thompson

Para el diseño de muestreo Bernoulli, el estimador de Horvitz-Thompson y su varianza estimada están dados por:

$$\hat{t}_{y,\pi} = \frac{1}{\pi} \sum_{S} y_k \tag{24}$$

$$\widehat{Var}_{BER}(\hat{t}_{y,\pi}) = \frac{1}{\pi} \left(\frac{1}{\pi} - 1 \right) \sum_{S} y_k^2, \tag{25}$$

respectivamente.

Práctica en R

```
data(BigCity)
N <- dim(BigCity)[1]
pik <- 0.025

sam <- S.BE(N,pik)
muestra <- BigCity[sam,]
```

Práctica en R

```
attach(muestra)
rownames(muestra) <- NULL
head(muestra[,c(2:9)])
```

PersonID	Stratum	PSU	Zone	Sex	Age	MaritalST	Income
idPer04	idStrt001	PSU0001	Rural	Female	4	NA	271
idPer05	idStrt001	PSU0001	Rural	Male	6	NA	298
idPer05	idStrt001	PSU0001	Rural	Female	1	NA	135
idPer02	idStrt001	PSU0001	Rural	Female	41	Married	1608
idPer03	idStrt001	PSU0002	Rural	Female	12	Single	544
idPer02	idStrt001	PSU0002	Rural	Female	34	Married	637

Práctica en R

```
n <- dim(muestra)[1]
n
```

```
## [1] 3615
```

```
estima <- data.frame(Income, Expenditure)
head(estima)
```

Income	Expenditure
271	345
298	217
135	220
1608	638
544	365
637	309

Práctica en R

```r
E.BE(estima, pik)
```

	N	Income	Expenditure
Estimation	144600.0	84372304.8	54256665
Standard Error	2374.7	1837399.0	1088025
CVE	1.6	2.2	2
DEFF	Inf	2.3	3

Muestreo sistemático

Características

- Es útil cuando no se dispone de un marco de muestreo, por lo menos no de forma explícita, o cuando el marco disponible está ordenado de forma particular.
- Todas las unidades se suponen enumeradas del 1 al N, al menos implícitamente.

Características

Se tiene conocimiento de que la población se encuentra particionada en a grupos poblacionales latentes y el tamaño poblacional N puede ser escrito como

$$N = na + c \tag{26}$$

en donde $0 \leq c < a$ y n, el tamaño de muestra esperado, se define como $\|\frac{N}{a}\|$.

Configuración

Table 15: *Posible configuración del muestreo sistemático.*

s_1	$\cdots$	s_r	$\cdots$	s_a
1	$\cdots$	r	$\cdots$	a
$1+a$	$\cdots$	$r+a$	$\cdots$	$2a$
$1+2a$	$\cdots$	$r+2a$	$\cdots$	$3a$
$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$1+(n-1)a$	$\cdots$	$r+(n-1)a$	$\cdots$	na
$1+na$	$\cdots$	$\square$	$\cdots$	$\square$

Características

- Nótese que cada grupo s_r constituye una posible muestra, de tal forma que

$$U = \bigcup_{r=1}^{a} s_r. \tag{27}$$

- El soporte Q de todas las posible muestras sistemáticas, queda entonces definido como

$$Q_r = \{s_1, s_2, \ldots, s_r, \ldots, s_a\}. \tag{28}$$

Diseño de muestreo

Suponga que el tamaño poblacional es tal que $N = na + c$, con $0 \leq c < a$. Se define un diseño de muestreo sistemático de la siguiente manera

$$p(s) = \begin{cases} \frac{1}{a} & \text{si } s \in Q_r \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \tag{29}$$

Algoritmos de selección

El siguiente algoritmo secuencial permite la extracción de una muestra mediante el diseño de muestreo sistemático.

1. Seleccionar con probabilidad $\frac{1}{a}$ un arranque aleatorio. Es decir un entero r, tal que $1 \leq r \leq a$.
2. La muestra estará definida por el siguiente conjunto

$$s_r = \{k : k = r + (j-1)a; j = 1, \ldots, n(S)\} \qquad (30)$$

Algoritmos de selección

Nuestra población ejemplo U está ordenada de la siguiente forma

$$U = \{\textbf{Yves, Ken, Erik, Sharon, Leslie}\}$$

Suponga que sistemáticamente se divide en $a = 2$ grupos. El primero dado por:

$$s_1 = \{\textbf{Yves, Erik, Leslie.}\}$$

y el segundo conformado por:

$$s_2 = \{\textbf{Ken, Sharon}\}$$

Algoritmos de selección

De tal forma que

$$N = (2)(2) + 1$$

.

- Para seleccionar un arranque aleatorio r se utilizará un dado.
- Si el resultado de un lanzamiento es par, entonces la muestra seleccionada será s_1.
- De lo contrario, la muestra seleccionada será s_2.

El estimador de Horvitz-Thompson

El estimador de Horvitz-Thompson está dado por:

$$\hat{t}_{y,\pi} = a * t_{sr}, \tag{31}$$

con $t_{sr} = \sum_{k \in S_r} y_k$.

No es posible definir una estimación insesgada de la varianza puesto que para algunos pares $\pi_{kl} = 0$.

Optimalidad del muestreo

El siguiente esquema explica la eficiencia de esta estrategia de muestreo.

Table 16: *Configuración de totales por grupo.*

Grupo	s_1	$\cdots$	s_r	$\cdots$	s_a
Valor de la característica	y_1		y_r		y_a
	y_{1+a}		y_{r+a}		y_{2a}
	y_{1+2a}		y_{r+2a}		y_{3a}
	$\cdots$		$\cdots$		$\cdots$
	$y_{1+(n-1)a}$		$y_{r+(n-1)a}$		y_{na}
Total de grupo	t_{s_1}	$\cdots$	t_{s_r}	$\cdots$	t_{s_a}

Optimalidad del muestreo

- El diseño de muestreo sistemático puede ser más preciso que el diseño de muestreo aleatorio simple cuando los grupos s_r poseen mucha variación interna.
- Si el valor de los elementos dentro de los grupos proporciona la misma información, entonces la eficiencia del diseño se verá disminuida significativamente.

Optimalidad del muestreo

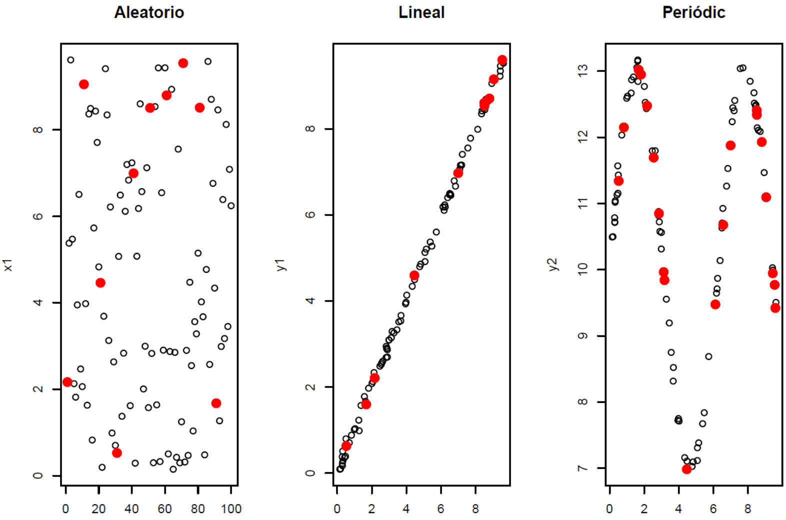

Figure 1: *Posibles ordenamientos en el muestreo sistemático*

Ordenamiento aleatorio

- Cuando el ordenamiento del marco de muestreo no está relacionado con la característica de interés, la eficiencia es comparable con la de muestreo aleatorio simple.
- Ordenamiento por orden alfabético.

Ordenamiento lineal

- La muestra sistemática tendrá una alta dispersión haciendo que el comportamiento de los grupos formados sea heterogéneo con respecto al valor de la característica de interés.
- Ordenamiento por una medida de tamaño. Por ejemplo: lista de municipios ordenados por el número de habitantes.

Ordenamiento periódico

- Puede arrojar peores resultado que una muestra aleatoria simple pues si el intervalo de muestreo coincide con el patrón de periodicidad, la muestra seleccionada incluiría elementos cuyos valores de la característica de interés serían muy parecidos.
- Una muestra seleccionada de esta manera no sería representativa de la población.
- El flujo vehicular durante las 24 horas del día o las ventas en negocios durante cierta temporada del año.

Práctica en R

```r
data(BigCity)
attach(BigCity)
N <- dim(BigCity)[1]
a <- 40
floor(N/a)
```

```
## [1] 3756
```

Práctica en R

```
sam <- S.SY(N, a)
muestra <- BigCity[sam,]
attach(muestra)
n <- dim(muestra)[1]
n
```

```
## [1] 3757
```

Práctica en R

```r
rownames(muestra) <- NULL
head(muestra[,c(2:9)])
```

PersonID	Stratum	PSU	Zone	Sex	Age	MaritalST	Income
idPer03	idStrt001	PSU0001	Rural	Male	18	Single	550
idPer04	idStrt001	PSU0001	Rural	Female	4	NA	271
idPer05	idStrt001	PSU0001	Rural	Male	15	Single	818
idPer02	idStrt001	PSU0002	Rural	Female	28	Single	785
idPer04	idStrt001	PSU0002	Rural	Female	12	Single	637
idPer01	idStrt001	PSU0002	Rural	Male	69	Married	1027

Práctica en R

```
estima <- data.frame(Income, Expenditure)
head(estima)
```

Income	Expenditure
550	463
271	345
818	202
785	117
637	309
1027	515

Práctica en R

```r
E.SY(N, a, estima)
```

	N	Income	Expenditure
Estimation	150280	86306852.8	55552565.2
Standard Error	0	1288771.9	638114.6
CVE	0	1.5	1.1
DEFF	NaN	1.0	1.0

¡Gracias!

Andrés Gutiérrez

Experto Regional en Estadísticas Sociales

Division de Estadísticas

Email: andres.GUTIERREZ@cepal.org