

Análisis de encuestas con datos provenientes de teléfonos fijos y teléfonos móviles

A. Arcos¹ M. Rueda¹ M. G. Ranalli² D. Molina¹



¹Departamento de Estadística e I. O.
Universidad de Granada



²Departamento de Ciencias Políticas
Universidad de Perugia

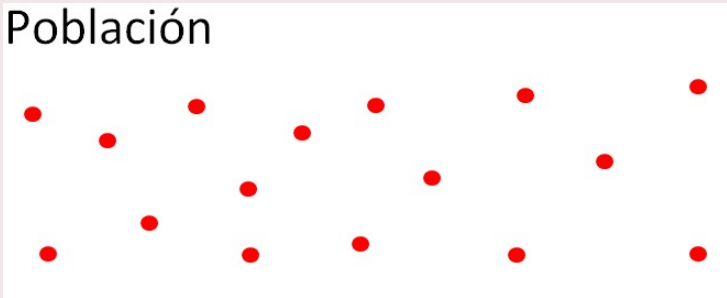
Salamanca, 5 Noviembre 2015

- 1 Introducción
- 2 El paquete de R Frames2
- 3 Estimación sin información auxiliar
- 4 Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento
- 5 Estimación con información de variables auxiliares
- 6 ¿Qué estimadores puedo calcular?
- 7 Estimación confidencial mediante jackknife
- 8 Preparación de un conjunto de datos
- 9 Interfaz
- 10 Algunos ejemplos más
- 11 Otros ejemplos de utilización
- 12 References

Una breve noción de muestreo

- En muestreo, el objetivo es estimar el valor de un parámetro en toda una **población** de individuos basándonos únicamente en los valores del parámetro observados en un subconjunto de ésta, al que se denomina **muestra**.

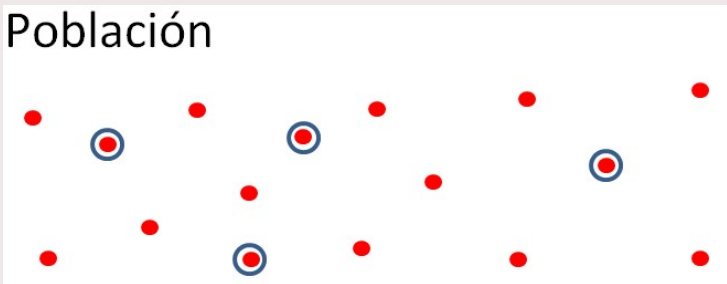
Población



Una breve noción de muestreo

- En muestreo, el objetivo es estimar el valor de un parámetro en toda una población de individuos basándonos únicamente en los valores del parámetro observados en un subconjunto de ésta, al que se denomina **muestra** y se suele representar por la letra s .

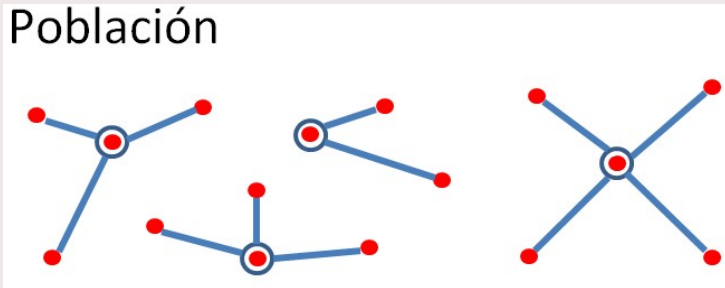
Población



Una breve noción de muestreo

- Cada unidad de la población tiene una probabilidad de ser seleccionada en la muestra. A esta probabilidad se le conoce como **probabilidad de inclusión** y se representa por π_i . El valor inverso de la probabilidad de inclusión se conoce como **peso del diseño**, $d_i = 1/\pi_i$ y se interpreta como el número de individuos de la población a los que representa cada unidad de la muestra.

Población



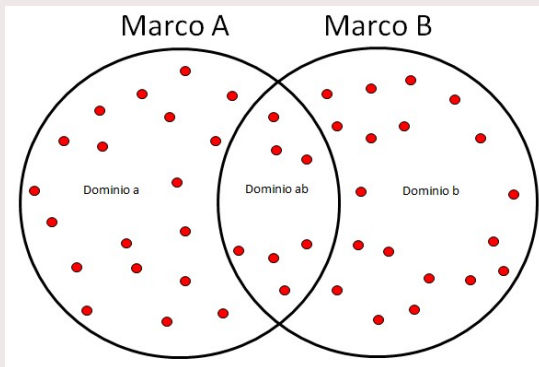
- Por tanto, si estamos interesados en estimar el total en la población de una característica Y a partir de los valores y_i observados en la muestra, parece lógico hacerlo así: $\hat{Y} = \sum_{i \in s} y_i d_i$.

Las encuestas con dos marcos: ¿qué son y por qué se utilizan?

- La teoría clásica del muestreo asume la existencia de un único marco muestral que contiene **todas** las unidades de la población.
- Esta hipótesis es muy severa: las poblaciones cambian constantemente.
- **Consecuencia:** Resultados sesgados debido a la falta de representatividad de las muestras que se extraen del marco.

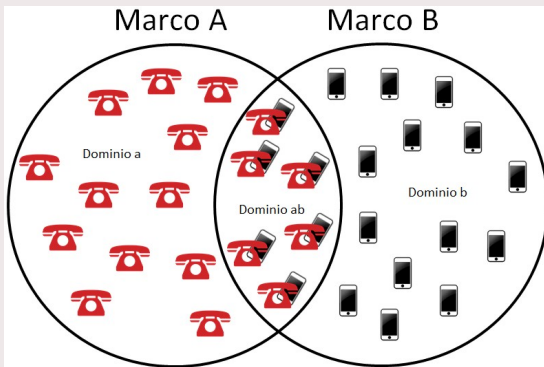
Las encuestas con dos marcos: ¿qué son y por qué se utilizan?

- La metodología de marcos duales asume que se dispone de dos marcos muestrales que, conjuntamente, cubren toda la población objeto de estudio.



Las encuestas con dos marcos: ¿qué son y por qué se utilizan?

- La metodología de marcos duales asume que se dispone de dos marcos muestrales que, conjuntamente, cubren toda la población objeto de estudio.



Las encuestas con dos marcos: ¿qué son y por qué se utilizan?

Supongamos que la población se compone de N unidades y que queremos estimar el total poblacional de una variable Y :

$$Y = \sum_{k=1}^N y_k$$

Las encuestas con dos marcos: ¿qué son y por qué se utilizan?

Supongamos que la población se compone de N unidades y que queremos estimar el total poblacional de una variable Y :

$$Y = \sum_{k=1}^N y_k = \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(a) + \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(ab) + \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(b)$$

Las encuestas con dos marcos: ¿qué son y por qué se utilizan?

Supongamos que la población se compone de N unidades y que queremos estimar el total poblacional de una variable Y :

$$Y = \sum_{k=1}^N y_k = \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(a) + \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(ab) + \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(b) = Y_a + Y_{ab} + Y_b,$$

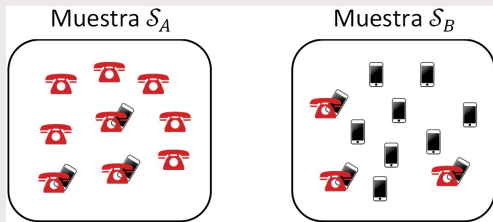
Las encuestas con dos marcos: ¿qué son y por qué se utilizan?

Supongamos que la población se compone de N unidades y que queremos estimar el total poblacional de una variable Y :

$$Y = \sum_{k=1}^N y_k = \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(a) + \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(ab) + \sum_{k=1}^N y_k \delta_k(b) = Y_a + Y_{ab} + Y_b,$$

con y_k el valor de Y para el k – *esimo* individuo de la población y $\delta(a)$, $\delta(ab)$, $\delta(b)$ las variables indicadoras de los dominios a , ab y b , respectivamente.

Extraemos dos muestras, una de cada marco:



Muestra \mathcal{S}_A

$$d_k^A = \frac{1}{\pi_k^A}, \quad k = 1, \dots, n_A,$$

donde π_k^A son las probabilidades de inclusión de primer orden inducidas por el diseño muestral del marco A.

$$\hat{Y}_a^A = \sum_{k \in \mathcal{S}_A} \delta_k(a) d_k^A y_k = \sum_{k \in \mathcal{S}_a} d_k^A y_k$$

$$\hat{Y}_{ab}^A = \sum_{k \in \mathcal{S}_A} \delta_k(ab) d_k^A y_k = \sum_{k \in \mathcal{S}_{ab}^A} d_k^A y_k$$

con $\delta(a)$ y $\delta(ab)$ las variables indicadoras para los dominios a y ab.

Muestra \mathcal{S}_B

$$d_k^B = \frac{1}{\pi_k^B}, \quad k = 1, \dots, n_B,$$

donde π_k^B son las probabilidades de inclusión de primer orden inducidas por el diseño muestral del marco B.

$$\hat{Y}_b^B = \sum_{k \in \mathcal{S}_B} \delta_k(b) d_k^B y_k = \sum_{k \in \mathcal{S}_b} d_k^B y_k$$

$$\hat{Y}_{ab}^B = \sum_{k \in \mathcal{S}_B} \delta_k(ab) d_k^B y_k = \sum_{k \in \mathcal{S}_{ab}^B} d_k^B y_k$$

con $\delta(b)$ y $\delta(ab)$ las variables indicadoras para los dominios b y ab.

¿Y por qué no...?

$$\hat{Y} = \hat{Y}_a^A + \hat{Y}_{ab}^A + \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b^B$$

¿Y por qué no...?

$$\hat{Y} = \hat{Y}_a^A + \hat{Y}_{ab}^A + \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b^B \gg Y$$

De hecho: $E(Y) = Y + Y_{ab}$.

¿Y por qué no...?

$$\hat{Y} = \hat{Y}_a^A + \hat{Y}_{ab}^A + \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b^B \gg Y$$

De hecho: $E(Y) = Y + Y_{ab}$. Dos posibles soluciones:

- **Solución "dual frame"**: ponderar las dos estimaciones relativas al dominio de intersección mediante un parámetro, $\eta \in [0, 1]$.
- **Solución "single frame"**: considerar todas las unidades procedentes de un mismo marco y ajustar los pesos de las unidades del dominio de intersección, de manera que los pesos originales, d_k , se sustituyen por un nuevo conjunto de pesos, \tilde{d}_k .

Dual frame versus single frame

- **Solución "dual frame":** ponderar las dos estimaciones relativas al dominio de intersección mediante un parámetro, $\eta \in [0, 1]$.

$$\hat{Y} = \eta \hat{Y}_a^A + (1 - \eta) \hat{Y}_b^B$$

Dual frame versus single frame

- **Solución "dual frame":** ponderar las dos estimaciones relativas al dominio de intersección mediante un parámetro, $\eta \in [0, 1]$.

$$\hat{Y} = \hat{Y}_a^A + \eta \hat{Y}_{ab}^A + (1 - \eta) \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b^B$$

Por ejemplo, una solución muy simple sería tomar $\eta = 1/2$, de manera que

$$\hat{Y} = \hat{Y}_a^A + \frac{1}{2} \hat{Y}_{ab}^A + \frac{1}{2} \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b^B$$

Dual frame versus single frame

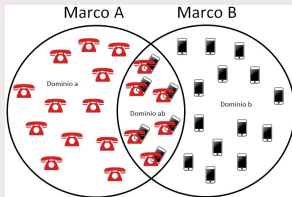
- **Solución "dual frame"**: ponderar las dos estimaciones relativas al dominio de intersección mediante un parámetro, $\eta \in [0, 1]$.

$$\hat{Y} = \hat{Y}_a^A + \eta \hat{Y}_{ab}^A + (1 - \eta) \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b^B$$

Por ejemplo, una solución muy simple sería tomar $\eta = 1/2$, de manera que

$$\hat{Y} = \hat{Y}_a^A + \frac{1}{2} \hat{Y}_{ab}^A + \frac{1}{2} \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b^B$$

- **Solución "single frame"**: considerar todas las unidades procedentes de un mismo marco y ajustar los pesos de las unidades del dominio de intersección, de manera que los pesos originales, d_k , se sustituyen por un nuevo conjunto de pesos, \tilde{d}_k .



Hartley (1962, 1974)

$$\hat{Y}_H = \left(\hat{Y}_a + \hat{\eta} \hat{Y}_{ab}^A + (1 - \hat{\eta}) \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b \right), \text{ con } \hat{\eta} \in (0, 1)$$

Hartley (1962, 1974)

$$\hat{Y}_H = \left(\hat{Y}_a + \hat{\eta} \hat{Y}_{ab}^A + (1 - \hat{\eta}) \hat{Y}_{ab}^B + \hat{Y}_b \right), \text{ con } \hat{\eta} \in (0, 1)$$

Bankier (1986) y Kalton y Anderson (1986)

$$\hat{Y}_{BKA} = \left(\sum_{k \in s_A \cup s_B} \tilde{d}_k y_k \right),$$

$$\tilde{d}_k = \begin{cases} d_k^A, & k \in a \\ (1/d_k^A + 1/d_k^B)^{-1}, & k \in ab^A \cup ab^B \\ d_k^B, & k \in b \end{cases}$$

El paquete de R Frames2

- Creado por los 4 autores de este taller.
- Es el único paquete estadístico para la estimación con datos provenientes de encuestas con dos marcos.
- Implementa la mayoría de los estimadores para datos provenientes de encuestas en dos marcos disponibles en la literatura.
- La primera versión se subió a CRAN en septiembre de 2014.
- La versión más reciente es la 0.1.2, de octubre de 2015.
- A pesar de ser una versión temprana, es bastante estable, ya que ha sido ampliamente testada.

El paquete de R Frames2

Estimadores

- BKA
- SFRR
- CalSF
- Hartley
- FB
- PML
- PEL
- CalDF

Jackknife

- JackBKA
- JackSFRR
- JackCalSF
- JackHartley
- JackFB
- JackPML
- JackPEL
- JackCalDF

Datos

- Dat
- DatA
- DatB
- PikIA
- PikIB

Auxiliares

- Compare
- HT
- VarHT
- CovHT
- WeightsCalSF
- WeightsCalDF

Mínima información necesaria

- Valores de la variable respuesta en cada una de las dos muestras.
- Valores de las probabilidades de inclusión de cada individuo de cada una de las dos muestras.
- Dominio al que pertenece cada uno de los individuos dentro de cada una de las dos muestras. Por ejemplo, para los individuos de la muestra S_A necesitamos saber si pertenecen al dominio a o al dominio ab .

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PEL
- CalDF

Estimación sin información auxiliar

```
> library(Frames2)
```

```
> data(DataA)
```

```
> head(DataA)
```

	Domain	Feed	Clo	Lei	Inc	Tax	M2	Size	ProbA	ProbB	Stra
1	a	194.48	38.79	23.66	2452.07	112.90	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1
2	a	250.23	16.92	22.68	2052.37	106.99	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1
3	ab	199.95	24.50	23.24	2138.24	121.16	127.41	2	0.02063274	0.1133501	1
4	ab	231.29	42.60	26.76	3368.15	138.19	181.41	4	0.02063274	0.1133501	1
5	a	219.92	45.43	18.43	2897.60	128.53	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1
6	a	186.36	34.31	24.67	2276.39	107.45	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1

```
> data(DatB)
```

```
> head(DatB)
```

	Domain	Feed	Clo	Lei	Inc	Tax	M2	Size	ProbA	ProbB
1	ba	332.42	38.42	21.12	3109.75	148.07	186.46	3	0.02063274	0.1133501
2	b	222.47	19.94	19.74	0.00	0.00	126.79	2	0.00000000	0.1133501
3	b	215.43	35.13	20.17	0.00	0.00	148.67	3	0.00000000	0.1133501
4	ba	297.53	29.67	17.82	2523.98	133.89	154.18	3	0.02063274	0.1133501
5	b	298.69	21.37	20.19	0.00	0.00	140.58	2	0.00000000	0.1133501
6	b	267.65	27.50	10.11	0.00	0.00	90.39	2	0.00000000	0.1133501

Estimador de Hartley

Hartley(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B)

Estimador de Hartley

Hartley(y_{sA} , y_{sB} , π_A , π_B , domains_A , domains_B)

Estimador de Hartley

Hartley(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B)

Estimador de Hartley

Hartley(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B)

Estimación sin información auxiliar

Estimador de Hartley

Hartley(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B)

```
> head(DataA)
  Domain  Feed  Clo  Lei    Inc   Tax    M2 Size      ProbA      ProbB Stra
1      a 194.48 38.79 23.66 2452.07 112.90  0.00    0 0.02063274 0.00000000    1
2      a 250.23 16.92 22.68 2052.37 106.99  0.00    0 0.02063274 0.00000000    1
3     ab 199.95 24.50 23.24 2138.24 121.16 127.41    2 0.02063274 0.1133501    1
4     ab 231.29 42.60 26.76 3368.15 138.19 181.41    4 0.02063274 0.1133501    1
5      a 219.92 45.43 18.43 2897.60 128.53  0.00    0 0.02063274 0.00000000    1
6      a 186.36 34.31 24.67 2276.39 107.45  0.00    0 0.02063274 0.00000000    1
>
> Est <- Hartley(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,
+ DatB$Domain)
> Est
```

Estimation:

[,1]

Total 570867.8042

Mean 247.9484

Estimación sin información auxiliar

```
> summary(Est)
```

```
Call:
Hartley(ysA = DatA$Feed, ysB = DatB$Feed, pi_A = DatA$ProbA,
        pi_B = DatB$ProbB, domains_A = DatA$Domain, domains_B = DatB$Domain)
```

```
Estimation:
```

```
      [,1]
```

```
Total 570867.8042
```

```
Mean      247.9484
```

```
Variance Estimation:
```

```
      [,1]
```

```
Var. Total 9.050344e+08
```

```
Var. Mean  1.707326e+02
```

Pero... ¿son realmente necesarias las encuestas con dos marcos?

Vamos a comprobarlo con nuestros datos: vamos a calcular esta misma estimación suponiendo que los datos provienen de un único marco muestral y vamos a comparar los resultados que obtengamos con los del estimador de Hartley.

Estimación sin información auxiliar

Pero... ¿son realmente necesarias las encuestas con dos marcos?

Vamos a comprobarlo con nuestros datos: vamos a calcular esta misma estimación suponiendo que los datos provienen de un único marco muestral y vamos a comparar los resultados que obtengamos con los del estimador de Hartley.

```
> y <- c(DataA$Feed, DatB$Feed)
> prob <- c(DataA$ProbA, DatB$ProbB)
> HT(y, prob)
[1] 723148.7
>
> Hartley(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB,
+ DataA$Domain, DatB$Domain)
```

Estimation:

[,1]

Total 570867.8042

Mean 247.9484

Estimación sin información auxiliar

Total Domain Estimations:

[,1]

Total dom. a 263233.1

Total dom. ab 166651.7

Total dom. b 164559.2

Total dom. ba 128704.7

Mean Domain Estimations:

[,1]

Mean dom. a 251.8133

Mean dom. ab 241.6468

Mean dom. b 242.2443

Mean dom. ba 251.5291

Parameters:

[,1]

theta 0.3787075

Estimadores FB, PEL y CalDF

FB(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B)

PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B)

CalDF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B)

```
> FB(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain, DatB$Domain)
```

Estimation:

[,1]

Total 571971.9511

Mean 248.4279

```
> CalDF(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain, DatB$Domain)
```

Estimation:

[,1]

Total 595162.2604

Mean 248.8422

Mínima información necesaria

- Valores de la variable respuesta en cada una de las dos muestras.
- Valores de las probabilidades de inclusión de cada individuo de cada una de las dos muestras.
- Dominio al que pertenece cada uno de los individuos dentro de cada una de las dos muestras. Por ejemplo, para los individuos de la muestra S_A necesitamos saber si pertenecen al dominio a o al dominio ab .

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PEL
- CalDF

Estimación sin información auxiliar

Mínima información necesaria

- Valores de la variable respuesta en cada una de las dos muestras.
- Valores de las probabilidades de inclusión de cada individuo de cada una de las dos muestras.
- Dominio al que pertenece cada uno de los individuos dentro de cada una de las dos muestras. Por ejemplo, para los individuos de la muestra S_A necesitamos saber si pertenecen al dominio a o al dominio ab .

Si, adicionalmente, se conocen

- Las probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PEL
- CalDF

Estimación sin información auxiliar

Mínima información necesaria

- Valores de la variable respuesta en cada una de las dos muestras.
- Valores de las probabilidades de inclusión de cada individuo de cada una de las dos muestras.
- Dominio al que pertenece cada uno de los individuos dentro de cada una de las dos muestras. Por ejemplo, para los individuos de la muestra \mathcal{S}_A necesitamos saber si pertenecen al dominio a o al dominio ab .

Si, adicionalmente, se conocen

- Las probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PEL
- CalDF
- BKA
- CalSF

Estimador BKA

$\text{BKA}(\text{ysA}, \text{ysB}, \text{pi_A}, \text{pi_B}, \text{pik_ab_B}, \text{pik_ba_A}, \text{domains_A}, \text{domains_B})$

Estimador BKA

BKA(ys_A , ys_B , pi_A , pi_B , pik_{ab_B} , pik_{ba_A} , $domains_A$, $domains_B$)

Estimador BKA

BKA(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B)

Estimación sin información auxiliar

Estimador BKA

BKA(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B)

```
> head(DatA)
  Domain  Feed  Clo  Lei    Inc  Tax    M2 Size    ProbA    ProbB Stra
1      a 194.48 38.79 23.66 2452.07 112.90  0.00    0 0.02063274 0.0000000    1
2      a 250.23 16.92 22.68 2052.37 106.99  0.00    0 0.02063274 0.0000000    1
3     ab 199.95 24.50 23.24 2138.24 121.16 127.41  2 0.02063274 0.1133501    1
4     ab 231.29 42.60 26.76 3368.15 138.19 181.41  4 0.02063274 0.1133501    1
5      a 219.92 45.43 18.43 2897.60 128.53  0.00    0 0.02063274 0.0000000    1
6      a 186.36 34.31 24.67 2276.39 107.45  0.00    0 0.02063274 0.0000000    1
>
> Est <- BKA(DatA$Feed, DatB$Feed, DatA$ProbA, DatB$ProbB, DatA$ProbB,
+ DatB$ProbA, DatA$Domain, DatB$Domain)
> Est
```

Estimation:

```
      [,1]
Total 566434.3200
Mean    247.8845
```

Estimador CalSF

```
CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B)
```

```
> CalSF(DatA$Feed, DatB$Feed, DatA$ProbA, DatB$ProbB, DatA$ProbB, DatB$ProbA,  
+ DatA$Domain, DatB$Domain)
```

Estimation:

[,1]

Total 587175.1891

Mean 248.2153

Estimador CalSF

```
CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B)
```

```
> CalSF(DatA$Feed, DatB$Feed, DatA$ProbA, DatB$ProbB, DatA$ProbB, DatB$ProbA,  
+ DatA$Domain, DatB$Domain)
```

Estimation:

[,1]

Total 587175.1891

Mean 248.2153

Nota: La función `summary` también puede aplicarse sobre estos estimadores para obtener información adicional sobre la estimación.

Intervalos de confianza

- Para cualquiera de los estimadores presentados hasta el momento es posible obtener un intervalo de confianza según el método propuesto por cada autor para el nivel de confianza que se desee.
- Para ello, basta con indicar el nivel de confianza mediante el argumento `conf_level`.

```
> Hartley(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain, conf_level = 0.95)
```

Estimation and 95 % Confidence Intervals:

```
[,1]  
Total      570867.8042  
Lower Bound 511904.6588  
Upper Bound 629830.9496  
Mean       247.9484  
Lower Bound 222.3386  
Upper Bound 273.5582
```

Estimación sin información auxiliar

```
> CalDF(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain, conf_level = 0.90)
```

Estimation and 90 % Confidence Intervals:

[,1]

Total 595162.2604

Lower Bound 577020.4135

Upper Bound 613304.1073

Mean 248.8422

Lower Bound 241.2569

Upper Bound 256.4274

>

```
> BKA(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$ProbB,  
+ DatB$ProbA, DataA$Domain, DatB$Domain, conf_level = 0.95)
```

Estimation and 95 % Confidence Intervals:

[,1]

Total 566434.3200

Lower Bound 508299.4262

Upper Bound 624569.2139

Mean 247.8845

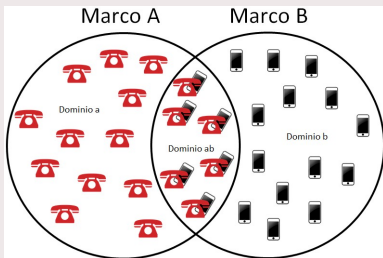
Lower Bound 222.4434

Upper Bound 273.3257

Estimación con información del tamaño de los marcos

Información conocida

- Supongamos que ahora, además del conjunto de información mínima, conocemos el número de individuos total que hay en cada marco.



$$\text{Red Telephone} + \text{Smartphone with Red Telephone} = 1735$$
$$\text{Smartphone} + \text{Smartphone with Red Telephone} = 1191$$

- Denotaremos a estas cantidades N_A para el conjunto de individuos del marco A y N_B para el del marco B.
- En este caso, podemos incorporar esta información al proceso de estimación para obtener estimadores más precisos.

Información conocida

- Supongamos que ahora, además del conjunto de información mínima, conocemos el número de individuos total que hay en cada marco.
- Denotaremos a estas cantidades N_A para el conjunto de individuos del marco A y N_B para el del marco B.
- En este caso, podemos incorporar esta información al proceso de estimación para obtener estimadores más precisos.

Estimación con información del tamaño de los marcos

Información conocida

- Supongamos que ahora, además del conjunto de información mínima, conocemos el número de individuos total que hay en cada marco.
- Denotaremos a estas cantidades N_A para el conjunto de individuos del marco A y N_B para el del marco B.
- En este caso, podemos incorporar esta información al proceso de estimación para obtener estimadores más precisos.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB

Estimación con información del tamaño de los marcos

Información conocida

- Supongamos que ahora, además del conjunto de información mínima, conocemos el número de individuos total que hay en cada marco.
- Denotaremos a estas cantidades N_A para el conjunto de individuos del marco A y N_B para el del marco B.
- En este caso, podemos incorporar esta información al proceso de estimación para obtener estimadores más precisos.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PEL
- CalDF
- PML

Estimador PML

$\text{PML}(ys_A, ys_B, \pi_A, \pi_B, \text{domains}_A, \text{domains}_B, N_A, N_B)$

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador PML

PML(y_A , y_B , π_A , π_B , domains_A , domains_B , N_A , N_B)

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador PML

$\text{PML}(ys_A, ys_B, \pi_A, \pi_B, \text{domains}_A, \text{domains}_B, N_A, N_B)$

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador PML

$\text{PML}(\text{ysA}, \text{ysB}, \text{pi_A}, \text{pi_B}, \text{domains_A}, \text{domains_B}, \text{N_A}, \text{N_B})$

```
> PML(DatA$Feed, DatB$Feed, DatA$ProbA, DatB$ProbB, DatA$Domain, DatB$Domain  
+ N_A = 1735, N_B = 1191)
```

Estimation:

[,1]

Total 594400.6320

Mean 248.0934

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador PML

$\text{PML}(\text{ysA}, \text{ysB}, \text{pi_A}, \text{pi_B}, \text{domains_A}, \text{domains_B}, \text{N_A}, \text{N_B})$

```
> PML(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain, DatB$Domain  
+ N_A = 1735, N_B = 1191)
```

Estimation:

```
      [,1]  
Total 594400.6320  
Mean   248.0934
```

Estimador CalDF

$\text{CalDF}(\text{ysA}, \text{ysB}, \text{pi_A}, \text{pi_B}, \text{domains_A}, \text{domains_B}, \text{N_A}, \text{N_B})$

```
> CalDF(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain, DatB$Domain  
+ N_A = 1735, N_B = 1191)
```

Estimation:

```
      [,1]  
Total 588416.4644  
Mean   248.8131
```

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimación con información del tamaño de los marcos

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PEL
- CalDF
- PML
- BKA

Estimación con información del tamaño de los marcos

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- | | | | | |
|-----------|--------|---------|---------|-------|
| • Hartley | • FB | • PEL | • CalDF | • PML |
| • BKA | • SFRR | • CalSF | | |

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador SFRR

SFRR(ys_A , ys_B , π_A , π_B , π_{k-ab_B} , π_{k-ba_A} , $domains_A$, $domains_B$, N_A , N_B)

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador SFRR

SFRR(*ysA*, *ysB*, *pi_A*, *pi_B*, *pik_ab_B*, *pik_ba_A*, *domains_A*, *domains_B*, *N_A*, *N_B*)

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador SFRR

SFRR(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B)

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador SFRR

SFRR(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, **N_A**, **N_B**)

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador SFRR

```
SFRR(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B)
```

```
> SFRR(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$ProbB,  
+ DatB$ProbA, DataA$Domain, DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191)
```

Estimation:

[,1]

Total 584713.4070

Mean 248.2219

Estimación con información del tamaño de los marcos

Estimador SFRR

```
SFRR(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B)
```

```
> SFRR(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$ProbB,  
+ DatB$ProbA, DataA$Domain, DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191)
```

Estimation:

[,1]

Total 584713.4070

Mean 248.2219

Estimador CalSF

```
CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B)
```

```
> CalSF(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$ProbB,  
+ DatB$ProbA, DataA$Domain, DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191)
```

Estimation:

[,1]

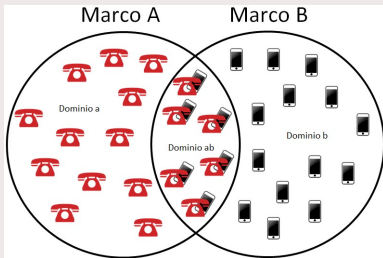
Total 584136.2083

Mean 248.2235

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Tamaño del dominio de solapamiento, al que denotaremos por N_{ab} .

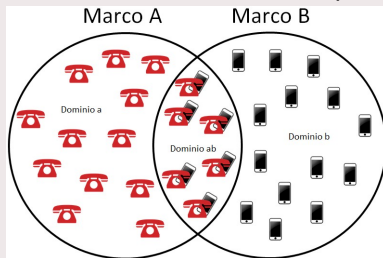


$$\begin{aligned} \text{Red Phone} + \text{Smartphone} &= 1735 \\ \text{Smartphone} + \text{Red Phone} &= 1191 \\ \text{Smartphone} &= 601 \end{aligned}$$

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Tamaño del dominio de solapamiento, al que denotaremos por N_{ab} .



$$\begin{aligned} \text{Red Phone} + \text{Phone with Tag} &= 1735 \\ \text{Smartphone} + \text{Phone with Tag} &= 1191 \\ \text{Phone with Tag} &= 601 \end{aligned}$$

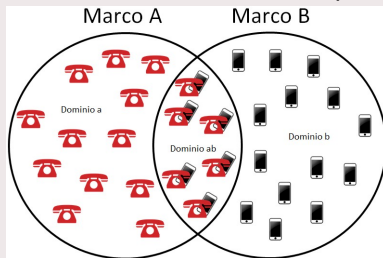
Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PML

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Tamaño del dominio de solapamiento, al que denotaremos por N_{ab} .



$$\begin{aligned} \text{Red Phone} + \text{Smartphone} &= 1735 \\ \text{Smartphone} + \text{Red Phone} &= 1191 \\ \text{Smartphone} &= 601 \end{aligned}$$

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PML
- PEL
- CalDF

Est. con info. del tamaño de los marcos y del solapamiento

Estimador PEL

PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

Est. con info. del tamaño de los marcos y del solapamiento

Estimador PEL

PEL(*ysA*, *ysB*, *pi_A*, *pi_B*, *domains_A*, *domains_B*, *N_A*, *N_B*, *N_ab*)

Est. con info. del tamaño de los marcos y del solapamiento

Estimador PEL

PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

Est. con info. del tamaño de los marcos y del solapamiento

Estimador PEL

PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_{ab})

Estimador PEL

`PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)`

```
> PEL(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191, N_ab = 601)
```

Estimation:

[,1]

Total 575289.2187

Mean 247.4362

Estimador PEL

PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

```
> PEL(Data$Feed, DatB$Feed, Data$ProbA, DatB$ProbB, Data$Domain,  
+ DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191, N_ab = 601)
```

Estimation:

```
      [,1]  
Total 575289.2187  
Mean   247.4362
```

Estimador CalDF

CalDF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

```
> CalDF(Data$Feed, DatB$Feed, Data$ProbA, DatB$ProbB, Data$Domain,  
+ DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191, N_ab = 601)
```

Estimation:

```
      [,1]  
Total 578895.6961  
Mean   248.9874
```

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Tamaño del dominio de solapamiento, al que denotaremos por N_{ab} .
- Probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PEL
- CalDF
- PML
- BKA
- SFRR

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B .
- Tamaño del dominio de solapamiento, al que denotaremos por N_{ab} .
- Probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- | | | | | |
|-----------|--------|---------|---------|-------|
| • Hartley | • FB | • PEL | • CalDF | • PML |
| • BKA | • SFRR | • CalSF | | |

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Estimador CalSF

CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Estimador CalSF

CalSF(*ysA*, *ysB*, *pi_A*, *pi_B*, *pik_ab_B*, *pik_ba_A*, *domains_A*, *domains_B*, *N_A*, *N_B*, *N_ab*)

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Estimador CalSF

CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Estimador CalSF

CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Estimador CalSF

CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B, N_ab)

Estimación con información del tamaño de los marcos y del dominio de solapamiento

Estimador CalSF

```
CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B,  
N_ab)
```

```
> CalSF(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$ProbB,  
+ DatB$ProbB, DataA$Domain, DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191,  
+ N_ab = 601)
```

Estimation:

[,1]

Total 577071.959

Mean 248.203

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B , (y del dominio de solapamiento, N_{ab}).
- Información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco A y/o información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco B.

Estimación con información de variables auxiliares

```
> head(DatA)
```

	Domain	Feed	Clo	Lei	Inc	Tax	M2	Size	ProbA	ProbB	Stra
1	a	194.48	38.79	23.66	2452.07	112.90	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1
2	a	250.23	16.92	22.68	2052.37	106.99	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1
3	ab	199.95	24.50	23.24	2138.24	121.16	127.41	2	0.02063274	0.1133501	1
4	ab	231.29	42.60	26.76	3368.15	138.19	181.41	4	0.02063274	0.1133501	1
5	a	219.92	45.43	18.43	2897.60	128.53	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1
6	a	186.36	34.31	24.67	2276.39	107.45	0.00	0	0.02063274	0.00000000	1

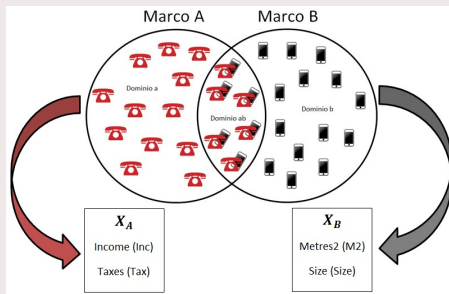
```
> head(DatB)
```

	Domain	Feed	Clo	Lei	Inc	Tax	M2	Size	ProbA	ProbB
1	ba	332.42	38.42	21.12	3109.75	148.07	186.46	3	0.02063274	0.1133501
2	b	222.47	19.94	19.74	0.00	0.00	126.79	2	0.00000000	0.1133501
3	b	215.43	35.13	20.17	0.00	0.00	148.67	3	0.00000000	0.1133501
4	ba	297.53	29.67	17.82	2523.98	133.89	154.18	3	0.02063274	0.1133501
5	b	298.69	21.37	20.19	0.00	0.00	140.58	2	0.00000000	0.1133501
6	b	267.65	27.50	10.11	0.00	0.00	90.39	2	0.00000000	0.1133501

Estimación con información de variables auxiliares

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B , (y del dominio de solapamiento, N_{ab}).
- Información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco A y/o información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco B.



Estimación con información de variables auxiliares

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B , (y del dominio de solapamiento, N_{ab}).
- Información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco A y/o información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco B junto a sus respectivos totales poblacionales.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PML

Estimación con información de variables auxiliares

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B , (y del dominio de solapamiento, N_{ab}).
- Información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco A y/o información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco B junto a sus respectivos totales poblacionales.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PML
- PEL
- CalDF

Nota: Por simplicidad vamos a considerar, como máximo, una variable auxiliar en cada marco (*Income* en el marco A y *Metres2* en el marco B), aunque podrían utilizarse tantas como se quisieran.

Estimador PEL

$\text{PEL}(y_A, y_B, \pi_A, \pi_B, \text{domains}_A, \text{domains}_B, N_A, N_B, x_{A\text{Frame}A}, x_{B\text{Frame}A}, x_{A\text{Frame}B}, x_{B\text{Frame}B}, X_A, X_B)$

Estimador PEL

PEL(ys_A , ys_B , pi_A , pi_B , $domains_A$, $domains_B$, N_A , N_B , $xsAFrameA$, $xsBFrameA$, $xsAFrameB$, $xsBFrameB$, X_A , X_B)

Estimador PEL

PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, **N_A**, **N_B**, xsAFrameA, xsBFrameA, xsAFrameB, xsBFrameB, XA, XB)

Estimador PEL

PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, **xsAFrameA**, **xsBFrameA**, **xsAFrameB**, **xsBFrameB**, **XA**, **XB**)

Estimador PEL

```
PEL(ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, N_A, N_B, xsAFrameA, xsBFrameA,  
xsAFrameB, xsBFrameB, XA, XB)
```

```
> PEL(Data$Feed, DatB$Feed, Data$ProbA, DatB$ProbB, Data$Domain, DatB$Domain,  
+ 1735, 1191, xsAFrameA = Data$Inc, xsBFrameA = DatB$Inc, XA = 4300260)
```

Estimation:

[,1]

Total 590478.1484

Mean 246.8837

>

```
> PEL(Data$Feed, DatB$Feed, Data$ProbA, DatB$ProbB, Data$Domain, DatB$Domain,  
1735, 1191, 601, xsAFrameA = Data$Inc, xsBFrameA = DatB$Inc, XA = 4300260)
```

Estimation:

[,1]

Total 573507.2840

Mean 246.6698

Estimación con información de variables auxiliares

```
> PEL(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain, DatB$Domain,  
+ 1735, 1191, xsAFrameB = DataA$M2, xsBFrameB = DatB$M2, XB = 176553)
```

Estimation:

[,1]

Total 590674.6280

Mean 246.9659

>

```
> PEL(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain, DatB$Domain,  
+ 1735, 1191, xsAFrameA = DataA$Inc, xsBFrameA = DatB$Inc, xsAFrameB = DataA$M2,  
+ xsBFrameB = DatB$M2, XA = 4300260, XB = 176553)
```

Estimation:

[,1]

Total 589273.9262

Mean 246.3802

Estimación con información de variables auxiliares

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B , (y del dominio de solapamiento, N_{ab}).
- Información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco A y/o información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco B junto a sus respectivos totales poblacionales.
- Probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- Hartley
- FB
- PML
- PEL
- CalDF
- BKA
- SFRR

Estimación con información de variables auxiliares

Información conocida

- Mínima información necesaria.
- Tamaño de los marcos, N_A y N_B , (y del dominio de solapamiento, N_{ab}).
- Información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco A y/o información sobre una (o varias) variable(s) auxiliar(es) en el marco B junto a sus respectivos totales poblacionales.
- Probabilidades de inclusión bajo los diseños **de ambos marcos** de las unidades contenidas en el dominio de intersección.

Estimadores que pueden calcularse en este contexto

- | | | | | |
|-----------|--------|---------|-------|---------|
| • Hartley | • FB | • PML | • PEL | • CalDF |
| • BKA | • SFRR | • CalSF | | |

Estimador CalSF

`CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B, xsAFrameA, xsBFrameA, xsAFrameB, xsBFrameB, XA, XB)`

Estimador CalSF

CalSF(*ysA*, *ysB*, *pi_A*, *pi_B*, *pik_ab_B*, *pik_ba_A*, *domains_A*, *domains_B*, *N_A*, *N_B*, *xsAFrameA*, *xsBFrameA*, *xsAFrameB*, *xsBFrameB*, *XA*, *XB*)

Estimador CalSF

CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B, xsAFrameA, xsBFrameA, xsAFrameB, xsBFrameB, XA, XB)

Estimador CalSF

CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, **N_A, N_B**, xsAFrameA, xsBFrameA, xsAFrameB, xsBFrameB, XA, XB)

Estimador CalSF

CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B, xsAFrameA, xsBFrameA, xsAFrameB, xsBFrameB, XA, XB)

Estimación con información de variables auxiliares

Estimador CalSF

```
CalSF(ysA, ysB, pi_A, pi_B, pik_ab_B, pik_ba_A, domains_A, domains_B, N_A, N_B,  
xsAFrameA, xsBFrameA, xsAFrameB, xsBFrameB, XA, XB)
```

```
> CalSF(Data$Feed, DatB$Feed, Data$ProbA, DatB$ProbB, Data$ProbB, DatB$ProbA,  
+ Data$Domain, DatB$Domain, 1735, 1191, xsAFrameA = Data$Inc,  
+ xsBFrameA = DatB$Inc, XA = 4300260)
```

Estimation:

[,1]

Total 584700.7448

Mean 248.4826

>

```
> CalSF(Data$Feed, DatB$Feed, Data$ProbA, DatB$ProbB, Data$ProbB, DatB$ProbA,  
+ Data$Domain, DatB$Domain, 1735, 1191, 601, xsAFrameA = Data$Inc,  
+ xsBFrameA = DatB$Inc, xsAFrameB = Data$M2, xsBFrameB = DatB$M2, XA = 4300260,  
+ XB = 176553)
```

Estimation:

[,1]

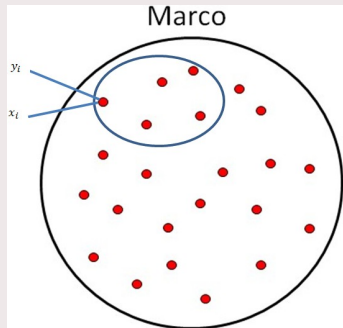
Total 575636.7877

Mean 247.5857

Unas notas sobre calibración

- En muestreo, es habitual disponer de variables auxiliares relacionadas con la variable de estudio.
- Esta información se suele incorporar a la estimación para obtener mejores resultados mediante diversos procedimientos.
- Uno de estos procedimientos es la **calibración**.

Unas notas sobre calibración



La idea de la calibración es modificar los pesos del diseño originales, d_i , para obtener unos pesos nuevos, w_i , de manera que:

- Los nuevos pesos, w_i , estén tan cerca como sea posible de los pesos originales, d_i , para que así “hereden” sus buenas propiedades. Para ello: $w_i = d_i * g_i$
- Los nuevos pesos, w_i , sean capaces de estimar de forma exacta el total de la variable auxiliar, es decir: $\sum_{i \in s} w_i x_i = X$. De esta forma, si los nuevos pesos w_i funcionan bien para la variable auxiliar, es de esperar que también funcionen bien para la variable de estudio.

De esta forma, la calibración propone estimar el total de la variable de estudio Y de esta forma:

$$\hat{Y} = \sum_{i \in s} w_i y_i$$

Unas notas sobre calibración: un ejemplo sencillo

- 1 Vamos a utilizar el estimador de calibración single frame sobre la variable Feeding, suponiendo que conocemos el tamaño de los marcos de fijos y móviles ($N_A = 1735$ y $N_B = 1191$) y el tamaño del dominio de solapamiento ($N_{ab} = 601$).

```
> CalSF(DatA$Feed, DatB$Feed, DatA$ProbA, DatB$ProbB, DatA$ProbB,  
+ DatB$ProbA, DatA$Domain, DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191,  
+ N_ab = 601)
```

Estimation:

[,1]

Total 577163.6066

Mean 248.2424

Unas notas sobre calibración: un ejemplo sencillo

- 2 Ahora vamos a calcular de nuevo el estimador del total, sabiendo que éste puede obtenerse como $\hat{Y} = \sum_{k \in S} \tilde{d}_k g_k y_k$. Necesitamos, por tanto:

- Los pesos \tilde{d}_k , que son los pesos "single frame"

$$\tilde{d}_k = \begin{cases} d_k^A, & k \in a \\ (1/d_k^A + 1/d_k^B)^{-1}, & k \in ab^A \cup ab^B \\ d_k^B, & k \in b \end{cases}$$

- Los valores g_k , que son las modificaciones de los pesos originales, que hacen que se cumplan las condiciones de la calibración.
- Los valores y_k , que son los valores de la variable a estimar.

Unas notas sobre calibración: un ejemplo sencillo

- 2 Ahora vamos a calcular de nuevo el estimador del total, sabiendo que éste puede obtenerse como $\hat{Y} = \sum_{k \in S} \tilde{d}_k g_k y_k$. Necesitamos, por tanto:
- Los pesos \tilde{d}_k , que son los pesos "single frame"

$$\tilde{d}_k = \begin{cases} d_k^A, & k \in a \\ (1/d_k^A + 1/d_k^B)^{-1}, & k \in ab^A \cup ab^B \\ d_k^B, & k \in b \end{cases}$$

```
> dA <- 1/DatA$ProbA
> dB <- 1/DatB$ProbB
> dA
> dA[DatA$Domain == "ab"] <- 1/(DatA$ProbA[DatA$Domain == "ab"] +
+ DatA$ProbB[DatA$Domain == "ab"])
> dA
> dB[DatB$Domain == "ba"] <- 1/(DatB$ProbB[DatB$Domain == "ba"] +
+ DatB$ProbB[DatB$Domain == "ba"])
> dtilde <- c(dA, dB)
```

Unas notas sobre calibración: un ejemplo sencillo

2 Ahora vamos a calcular de nuevo el estimador del total, sabiendo que éste puede obtenerse como $\hat{Y} = \sum_{k \in S} \tilde{d}_k g_k y_k$. Necesitamos, por tanto:

- Los valores g_k , que son las modificaciones de los pesos originales, que hacen que se cumplan las condiciones de la calibración.

```
> g <- WeightsCalSF(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB,  
+ DataA$ProbB, DatB$ProbA, DataA$Domain, DatB$Domain, N_A = 1735,  
+ N_B = 1191, N_ab = 601)  
> g  
      [,1]  
[1,] 1.0848041  
[2,] 1.0848041  
[3,] 1.0724249  
[4,] 1.0724249  
[5,] 1.0848041  
[6,] 1.0848041  
[7,] 1.0724249
```

Unas notas sobre calibración: un ejemplo sencillo

② Ahora vamos a calcular de nuevo el estimador del total, sabiendo que éste puede obtenerse como $\hat{Y} = \sum_{k \in S} \tilde{d}_k g_k y_k$. Necesitamos, por tanto:

- Los valores y_k , que son los valores de la variable a estimar.

```
> y <- c(DataA$Feed, DatB$Feed)
```

Unas notas sobre calibración: un ejemplo sencillo

- 3 Ya tenemos todo lo que necesitamos. Ahora podemos calcular el estimador según la fórmula $\hat{Y} = \sum_{k \in S} \tilde{d}_k g_k y_k$.

```
> sum(dtilde * g * y)
```

Unas notas sobre calibración: un ejemplo sencillo

Pero...¿qué tienen de especial los nuevos pesos $w_k = \tilde{d}_k * g_k$?

```
> y <- c(as.numeric(DatA$Domain == "a"),  
+ as.numeric(DatB$Domain == "a"))  
> sum(dtilde * g * y)  
> y <- c(as.numeric(DatA$Domain == "ab"),  
+ as.numeric(DatB$Domain == "ba"))  
> sum(dtilde * g * y)  
> y <- c(as.numeric(DatA$Domain == "b"),  
+ as.numeric(DatB$Domain == "b"))  
> sum(dtilde * g * y)
```

¿Qué estimadores puedo calcular?

- Hasta ahora, hemos presentado en cada situación los posibles estimadores que podíamos calcular de acuerdo a la información conocida.
- Pero... ¿y si esto no es así? Es decir, ¿y si no conocemos de antemano qué estimadores se pueden calcular a partir de una determinada información?
- En este tipo de situaciones, la función `Compare` incluida en el paquete, podría ser útil.

¿Qué estimadores puedo calcular?

La función Compare

Compare (ysA, ysB, pi_A, pi_B, domains_A, domains_B, ...)

```
> Compare(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain)
```

\$Hartley

\$PEL

Estimation:

[,1]

Total 570867.8042

Mean 247.9484

Estimation:

[,1]

Total 1.791588e+08

Mean 2.479314e+02

\$FullerBurmeister

\$Calibration_DF

Estimation:

[,1]

Total 571971.9511

Mean 248.4279

Estimation:

[,1]

Total 595162.2604

Mean 248.8422

¿Qué estimadores puedo calcular?

```
> Compare(DatA$Feed, DatB$Feed, DatA$ProbA, DatB$ProbB, DatA$Domain,  
+ DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191)
```

\$PML

\$PEL

Estimation:

[,1]

Total 594400.6320

Mean 248.0934

Estimation:

[,1]

Total 591956.1900

Mean 247.5017

\$Calibration_DF

Estimation:

[,1]

Total 588416.4644

Mean 248.8131

¿Por qué no aparecen los estimadores de Hartley o de FB en los resultados anteriores?
La respuesta es que la función `Compare` únicamente muestra aquellos estimadores que utilizan **TODA** la información que se le suministra.

¿Qué estimadores puedo calcular?

¿Qué estimador es el mejor?

- La respuesta a esta pregunta depende de la situación en la que nos encontremos: no existe un estimador que sea mejor que el resto en todas las situaciones
- No necesariamente el estimador que utiliza mayor cantidad de información auxiliar tiene por qué ser mejor que el resto (dependerá, entre otras cosas de la calidad de la información auxiliar)
- Existen muchos criterios en los cuales basar la elección del **mejor** estimador como, por ejemplo, la minimización de la varianza.
- Es arriesgado comparar los estimadores utilizando las varianzas que proporcionan los métodos analíticos.

Estimación jackknife

- El jackknife es una técnica de exploración intensiva de la muestra propuesta por Quenouille (1949, 1956)
- La técnica se basa en las estimaciones resultantes de omitir sucesivamente una unidad de la muestra de observaciones.
- El paquete Frames2 incorpora funciones para el cálculo de intervalos de confianza mediante este método.

Estimación confidencial mediante jackknife

Estimadores

- BKA
- SFRR
- CalSF
- Hartley
- FB
- PML
- PEL
- CalDF

Jackknife

- JackBKA
- JackSFRR
- JackCalSF
- JackHartley
- JackFB
- JackPML
- JackPEL
- JackCalDF

Datos

- Dat
- DatA
- DatB
- PikA
- PikB

Auxiliares

- Compare
- HT
- VarHT
- CovHT
- WeightsCalSF
- WeightsCalDF

La función JackHartley

```
JackHartley(ysA, ysB, piA, piB, domainsA, domainsB, conf_level, sdA =  
"srs", sdB = "srs", strA = NULL, strB = NULL, clusA = NULL, clusB =  
NULL, fcpA = FALSE, fcpB = FALSE)
```

Estimación confidencial mediante jackknife

La función JackHartley

JackHartley(**ysA**, **ysB**, **piA**, **piB**, **domainsA**, **domainsB**, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL, strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB = FALSE)

- Información necesaria para calcular el estimador

La función JackHartley

JackHartley(ysA, ysB, piA, piB, domainsA, domainsB, **conf_level**, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL, strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB = FALSE)

- Información necesaria para calcular el estimador
- Nivel de confianza (ahora obligatorio)

Estimación confidencial mediante jackknife

La función JackHartley

JackHartley(ysA, ysB, piA, piB, domainsA, domainsB, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL, strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB = FALSE)

- Información necesaria para calcular el estimador
- Nivel de confianza (ahora obligatorio)
- Información relativa a los diseños muestrales utilizados en cada uno de los marcos.

Los posibles valores para los diseños muestrales son:

- "srs": muestreo aleatorio simple (por defecto)
- "str": muestreo estratificado (en este caso, indicar la variable de estratificación en cada marco mediante strA y/o strB)
- "pps": muestreo con probabilidades proporcionales al tamaño
- "clu": muestreo por conglomerados (en este caso, indicar la variable de agrupación de conglomerados en cada marco mediante cluA y/o cluB)
- "strclu": muestreo estratificado por conglomerados (en este caso, indicar tanto la variable de estratificación como la de agrupación por conglomerados)

Estimación confidencial mediante jackknife

La función JackHartley

JackHartley(ysA, ysB, piA, piB, domainsA, domainsB, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL, strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB = FALSE)

- Información necesaria para calcular el estimador
- Nivel de confianza (ahora obligatorio)
- Información relativa a los diseños muestrales utilizados en cada uno de los marcos.

Los posibles valores para los diseños muestrales son:

- "srs": muestreo aleatorio simple (por defecto)
- "str": muestreo estratificado (en este caso, indicar la variable de estratificación en cada marco mediante strA y/o strB)
- "pps": muestreo con probabilidades proporcionales al tamaño
- "clu": muestreo por conglomerados (en este caso, indicar la variable de agrupación de conglomerados en cada marco mediante cluA y/o cluB)
- "strclu": muestreo estratificado por conglomerados (en este caso, indicar tanto la variable de estratificación como la de agrupación por conglomerados)
- Factor de corrección por finitud de la población (opcional)

Estimación confidencial mediante jackknife

```
> JackHartley(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain, 0.95, sdA = "str", sdB = "srs", strA = DataA$Stratum)
```

```
[,1]
```

```
Total          570867.8042
```

```
Jack Upper End 611330.1794
```

```
Jack Lower End 530405.4290
```

```
Mean           247.9484
```

```
Jack Upper End  265.5226
```

```
Jack Lower End  230.3741
```

```
>
```

```
> Hartley(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain)
```

```
Estimation:
```

```
[,1]
```

```
Total 570867.8042
```

```
Mean    247.9484
```

Estimación confidencial mediante jackknife

```
> JackHartley(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain, 0.95, sdA = "str", sdB = "srs", strA = DataA$Stratum,  
+ fcpA = TRUE)
```

```
      [,1]  
Total      570867.8042  
Jack Upper End 610664.7131  
Jack Lower End 531070.8954  
Mean        247.9484  
Jack Upper End  265.2336  
Jack Lower End  230.6631
```

```
>
```

```
> JackHartley(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$Domain,  
+ DatB$Domain, 0.95, sdA = "str", sdB = "srs", strA = DataA$Stratum,  
+ fcpA = TRUE, fcpB = TRUE)
```

```
      [,1]  
Total      570867.8042  
Jack Upper End 610359.4803  
Jack Lower End 531376.1281  
Mean        247.9484  
Jack Upper End  265.1010  
Jack Lower End  230.7957
```

La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```

La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```

La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```

La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```

La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```

La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```


La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```

Estimación confidencial mediante jackknife

La función JackCalSF

```
JackCalSF(ysA, ysB, piA, piB, pik_ab_B, pik_ba_A, domainsA, domainsB,  
N_A = NULL, N_B = NULL, N_ab = NULL, xsAFrameA = NULL,  
xsBFrameA = NULL, xsAFrameB = NULL, xsBFrameB = NULL, XA =  
NULL, XB = NULL, conf_level, sdA = "srs", sdB = "srs", strA = NULL,  
strB = NULL, clusA = NULL, clusB = NULL, fcpA = FALSE, fcpB =  
FALSE)
```

```
> JackCalSF(DataA$Feed, DatB$Feed, DataA$ProbA, DatB$ProbB, DataA$ProbB,  
+ DatB$ProbA, DataA$Domain, DatB$Domain, 1735, 1191, 601, conf_level = 0.95,  
+ sdA = "str", sdB = "srs", strA = DataA$Stratum, fcpA = TRUE, fcpB = TRUE)  
[,1]
```

```
Total          577163.6066  
Jack Upper End 598762.9871  
Jack Lower End 555564.2261  
Mean           248.2424  
Jack Upper End 257.5325  
Jack Lower End 238.9524
```

Preparación de un conjunto de datos

- Hasta ahora hemos trabajado con los conjuntos de datos DatA y DatB, incluidos en el paquete.
- Estos conjuntos de datos ya están adecuadamente formateados, de manera que podemos trabajar con ellos directamente.
- Pero, ¿y si esto no es así?
- En la mayoría de las ocasiones, los datos de las dos muestras están mezclados y hay que separarlos y formatearlos adecuadamente para poder usar las funciones del paquete.

```
> data(Dat)
```

```
> head(Dat)
```

	Drawnby	Stratum	Opinion	Landline	Cell	ProbLandline	ProbCell	Income
1	1	2	0	1	1	0.0006736230	8.49e-05	1629.31
2	1	5	1	1	1	0.0021932970	5.86e-05	2084.03
3	1	1	0	1	1	0.0018314890	7.81e-05	1718.65
4	1	4	0	1	0	0.0005665875	0.00e+00	1881.01
5	1	7	1	1	0	0.0002934890	0.00e+00	2185.26
6	1	6	0	1	0	0.0015381470	0.00e+00	1939.93

Preparación de un conjunto de datos

Esquema a seguir

- 1 Crear 4 subconjuntos de datos (uno para cada dominio), basándonos en los valores de las variables Landline, Cell y Drawnby.
- 2 Reconstruir las muestras de los dos marcos a partir de los subconjuntos creados en el paso anterior (de manera que obtengamos dos conjuntos de datos similares a DatA y DatB).
- 3 Etiquetar adecuadamente cada unidad mediante "a", "b", "ab" o "ba" para indicar el dominio al que pertenece.

Esquema a seguir

- 1 Crear 4 subconjuntos de datos (uno para cada dominio), basándonos en los valores de las variables Landline, Cell y Drawnby.

```
> DomainOnlyLandline <- Dat[Landline == 1 & Cell == 0,] #a
> DomainBothLandline <- Dat[Landline == 1 & Cell == 1 #ab
+ & Drawnby == 1,]
> DomainOnlyCell <- Dat[Landline == 0 & Cell == 1,] #b
> DomainBothCell <- Dat[Landline == 1 & Cell == 1 #ba
+ & Drawnby == 2,]
```

Esquema a seguir

- 2 Reconstruir las muestras de los dos marcos a partir de los subconjuntos creados en el paso anterior (de manera que obtengamos dos conjuntos de datos similares a DatA y DatB).

```
> sLandline <- rbind(DomainOnlyLandline, DomainBothLandline) #sA  
> sCell <- rbind(DomainOnlyCell, DomainBothCell) #sB
```

Preparación de un conjunto de datos

Esquema a seguir

- Etiquetar adecuadamente cada unidad mediante "a", "b", "ab" o "ba" para indicar el dominio al que pertenece.

```
> Domain <- c(rep("a", nrow(DomainOnlyLandline)), rep("ab",  
+ nrow(DomainBothLandline)))  
> sLandline <- cbind(sLandline, Domain)  
> Domain <- c(rep("b", nrow(DomainOnlyCell)), rep("ba",  
+ nrow(DomainBothCell)))  
> sCell <- cbind(sCell, Domain)
```

Esquema a seguir

- 4 Ahora ya podemos utilizar cualquiera de los estimadores que se han visto hasta el momento.

```
> Hartley(sLandline$Opinion, sCell$Opinion,  
+ sLandline$ProbLandline, sCell$ProbCell,  
+ sLandline$Domain, sCell$Domain)
```

Estimation:

[,1]

Total 3.46686e+06

Mean 4.93861e-01

Una interfaz más amigable

- La consultora estadística granadina **p-evalúa** está elaborando una interfaz de usuario para acercar el análisis de encuestas con datos provenientes de dos marcos a usuarios que no están familiarizados con R.
- La interfaz está basada en shiny.
- La interfaz cubre todas las situaciones que se han descrito durante el taller.

Frames2

Data from complex survey designs require special consideration with regard to estimation of finite population parameters and corresponding variance estimation procedures, as a consequence of significant departures from the simple random sampling assumption. In the past decade a number of statistical software packages have been developed to facilitate the analysis of complex survey data. All these statistical software packages are able to treat samples selected from one sampling frame containing all population units. Dual frame surveys are very useful when it is not possible to guarantee a complete coverage of the target population and may result in considerable cost savings over a single frame design with comparable precision. There are several estimators available in the statistical literature but no existing software covers dual frame estimation procedures. This gap is now filled by package **Frames2**. The package includes the main estimators in dual frame surveys and also provides interval confidence estimation. Point and interval estimation in dual frame surveys. In contrast to classic sampling theory, where only one sampling frame is considered, dual frame methodology assumes that there are two frames available for sampling and that, overall, they cover the entire target population. Then, two probability samples (one from each frame) are drawn and information collected is suitably combined to get estimators of the parameter of interest.



ugr

Universidad
de Granada



Unión Europea

Fondo Europeo
de Desarrollo Regional
"Una manera de hacer Europa"



p-evalua
Asesores Estadísticos

If your database is not divided by frames go to
TOOLS > SPLIT DATA

Load file type:

☒ csv ☐ r

☒ Header

☒ String as Factor

Quote

☐ None

☒ Double Quote

☐ Single Quote

Separator:

☐ Comma ☐ Semicolon

☒ Tab

Decimal:

☒ Period ☐ Comma

Upload data frame A

Choose CSV File

Seleccionar archivo DatA.txt

Upload complete

Upload data frame B

Choose CSV File

Seleccionar archivo DatB.txt

Upload complete

Preview observed Data A

	Domain	Feed	Clo	Lei	Inc	Tax	M2	Size	ProbA	ProbB	Stratum
1	a	194.48	38.79	23.66	2452.07	112.90	0.00	0	0.02	0.00	1
2	a	250.23	16.92	22.68	2052.37	106.99	0.00	0	0.02	0.00	1
3	ab	199.95	24.50	23.24	2138.24	121.16	127.41	2	0.02	0.11	1
4	ab	231.29	42.60	26.76	3368.15	138.19	181.41	4	0.02	0.11	1
5	a	219.92	45.43	18.43	2897.60	128.53	0.00	0	0.02	0.00	1
6	a	186.36	34.31	24.67	2276.39	107.45	0.00	0	0.02	0.00	1

Preview observed Data B

	Domain	Feed	Clo	Lei	Inc	Tax	M2	Size	ProbA	ProbB
1	ba	332.42	38.42	21.12	3109.75	148.07	186.46	3	0.02	0.11
2	b	222.47	19.94	19.74	0.00	0.00	126.79	2	0.00	0.11
3	b	215.43	35.13	20.17	0.00	0.00	148.67	3	0.00	0.11
4	ba	297.53	29.67	17.82	2523.98	133.89	154.18	3	0.02	0.11
5	b	298.69	21.37	20.19	0.00	0.00	140.58	2	0.00	0.11

Seleccione variable DOMINIO

Domain

Seleccione variable a estimar

Feed

Sampling design in frame A:

☐ SRS ☐ PPS ☒ STR ☐ CLU ☐ STRCLU

Seleccione probabilidades MARCO A

ProbA

Stratum each unit in frame A

Stratum

Sampling design in frame B:

☒ SRS ☐ PPS ☐ STR ☐ CLU ☐ STRCLU

Seleccione probabilidades MARCO B

ProbB

	Domain	Feed.Min.	Feed.1st Qu.	Feed.Median	Feed.Mean	Feed.3rd Qu.	Feed.Max.
a	a	87.47	219.20	262.70	256.90	303.60	381.50
ab	ab	115.70	208.50	239.00	243.30	280.70	358.90
b	b	72.52	197.10	245.50	242.20	295.70	415.20
ba	ba	72.97	207.60	250.40	251.50	302.50	392.50

Type of estimation

- ☒ Choose
- ☐ Compare
- ☐ Automatic

Select Estimator

Hartley| ▲ ▼

Hartley
 Bankier-Kalton-Anderson
 CalDF
 CalSF
 Fuller-Burmeister
 Pseudo empirical likelihood

Save Results:

Results

ESTIMATOR > SELECT

```
[1] "Hartley estimators to Feed are..."
      [,1]
Total 570867.8042
Mean   247.9484
```

Save Results: Download

Technical datasheet

Design frame A:

Stratified sampling

Strata defined by:

Stratum

Design frame B:

Simple random sampling without replacement

CHOOSE > Hartley

```
[1] "Hartley estimators to Feed are..."  
      [,1]  
Total 570867.8042  
Mean    247.9484
```

```
[1] "Relative error to Hartley mean estimator with confidence level 0.95 is/are..."  
[1] 13.066
```

Algunos ejemplos más

¿Y si...

- ...queremos realizar estimaciones para más de una variable principal?

```
> var_sA <- data.frame(DataA$Feed, DataA$Clo, DataA$Lei)
> var_sB <- data.frame(DatB$Feed, DatB$Clo, DatB$Lei)
> names(var_sA) <- c("Feed", "Clo", "Lei")
> names(var_sB) <- c("Feed", "Clo", "Lei")
> Hartley(var_sA, var_sB, DataA$ProbA, DatB$ProbB,
+ DataA$Domain, DatB$Domain)
```

Estimation:

	Feed	Clo	Lei
Total	570867.8042	69473.86532	51284.2727
Mean	247.9484	30.17499	22.2746

Algunos ejemplos más

¿Y si...

- ...disponemos de las probabilidades de inclusión de segundo orden, π_{ij} ?

```
> data(PiklA)
> data(PiklB)
> PiklA[1:6, 1:6]
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]      [,5]      [,6]
[1,] 0.020632737 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.000397876
[2,] 0.000397876 0.020632737 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.000397876
[3,] 0.000397876 0.000397876 0.020632737 0.000397876 0.000397876 0.000397876
[4,] 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.020632737 0.000397876 0.000397876
[5,] 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.020632737 0.000397876
[6,] 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.000397876 0.020632737
> dim(PiklA)
[1] 105 105
> Hartley(var_sA, var_sB, PiklA, PiklB, DatA$Domain, DatB$Domain)
```

Algunos ejemplos más

¿Y si...

- ...disponemos de más de una variable auxiliar?

```
> auxsAFrameA <- data.frame(DatA$Inc, DatA$Tax)
> auxsBFrameA <- data.frame(DatB$Inc, DatB$Tax)
> auxsAFrameB <- data.frame(DatA$M2, DatA$Size)
> auxsBFrameB <- data.frame(DatB$M2, DatB$Size)
> totFrameA <- c(4300260, 215577)
> totFrameB <- c(176553, 3529)
> CalDF (DatA$Feed, DatB$Feed, DatA$ProbA, DatB$ProbB, DatA$Domain,
+ DatB$Domain, N_A = 1735, N_B = 1191, N_ab = 601, xsAFrameA = auxsAFrameA,
+ xsBFrameA = auxsBFrameA, xsAFrameB = auxsAFrameB, xsBFrameB = auxsBFrameB,
+ XA = totFrameA, XB = totFrameB)
```

Algunos ejemplos más

¿Y si...

- ...la información auxiliar viene dada para toda la población, y no por marcos, como hasta ahora?
- Esta sería la situación en el conjunto de datos que hemos dividido en dos, donde la variable *Income* es común a ambos marcos.

```
> xstotal <- c(sLandline$Income, sCell$Income)
> Xtotal <- 49646576
> CalDF (sLandline$Opinion, sCell$Opinion, sLandline$ProbLandline,
+ sCell$ProbCell, sLandline$Domain, sCell$Domain, xst = xstotal,
+ X = Xtotal)
```






Otros ejemplos de utilización




Aunque este taller ha girado en torno a una encuesta con teléfonos fijos y móviles, las encuestas con dos marcos podrían aplicarse en muchas otras situaciones como, por ejemplo:

- Datos procedentes de una encuesta con teléfonos fijos y una encuesta web.
- Datos procedentes de una encuesta con teléfonos móviles y una encuesta web.
- Datos procedentes de una encuesta general de una población y una encuesta específica con alta tasa de individuos con una característica de interés.
 - **Los individuos de interés son las personas sin techo:** Encuesta de registrados en albergues y comedores sociales y encuesta general de la población.
 - **Los individuos de interés son personas con una determinada enfermedad:** Encuesta de registrados en centros especializados y encuesta general de la población.
- Datos procedentes de una encuesta a comerciantes al por mayor y una encuesta de pymes.

¿Usando los datos del fichero que se acaba de dividir, podrías...?

- ...calcular el estimador de calibración dual frame sin ningún tipo de información adicional?
- ...incorporar al estimador anterior la información relativa al tamaño de los marcos? ($N_A = 4982920$ y $N_B = 5707655$)
- ...incorporar al estimador anterior la información relativa al tamaño del dominio de intersección? ($N_{ab} = 4339659$)
- ...incorporar al estimador anterior la información sobre la variable auxiliar Income? ($X = 12693191467$)
- ...calcular un intervalo de confianza al 95 % para las estimaciones anteriores usando el método jackknife?

-  Arcos, A., Molina, D., Ranalli, M. G. and Rueda, M. *Frames2: A package for estimation in dual frame surveys*, The R Journal (2015), **7(1)**, 52 – 72.
-  Bankier, M. D., *Estimators based on several stratified samples with applications to multiple frame surveys*, Journal of the American Statistical Association (1986) 1074–1079.
-  Hartley, H. O., *Multiple frame surveys*, Proceedings of the American Statistical Association, Social Statistics Section (1962) 203–206.
-  Hartley, H. O., *Multiple Frame Methodology and Selected Applications*, Sankhyā C. (1974), **36**, 99–118.
-  Kalton G. and Anderson, D. W., *Sampling rare populations*, Journal of the Royal Statistical Society. Series A (1986) 65–82.

-  Quenouille, M. H., *Problems in plane sampling*, The Annals of Mathematical Statistics, **20(3)** (1949) 355–375.
-  Quenouille, M. H., *Notes on bias in estimation*, Biometrika, **43(3/4)** (1956) 353–360.
-  Ranalli, M. G., Arcos, A., Rueda, M. and Teodoro, A., *Calibration estimation in dual frame surveys*, arXiv preprint arXiv:1312.0761v2