Análisis de encuestas de hogares con R

Modulo 9: Métodos de imputación

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.

CEPAL - Unidad de Estadísticas Sociales

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.

Introducción valores perdidos

- Sea $\boldsymbol{X}_{n\times p} = x_{ij}$ una matriz completa (sin valores perdidos), de tal forma que X_{ij} es el valor de la variable j, $j = 1, \ldots, p$ en el caso i, $i = 1, \ldots, n$.

Introducción valores perdidos

- Sea $\boldsymbol{X}_{n\times p} = x_{ij}$ una matriz completa (sin valores perdidos), de tal forma que X_{ij} es el valor de la variable j, $j = 1, \ldots, p$ en el caso i, $i = 1, \ldots, n$.
- Sea $\boldsymbol{M}_{n\times p} = m_{ij}$, donde $m_{ij} = 1$ si x_{ij} es un dato perdido y $m_{ij} = 0$ si x_{ij} está presente.

Introducción valores perdidos

- Sea $\boldsymbol{X}_{n\times p} = x_{ij}$ una matriz completa (sin valores perdidos), de tal forma que X_{ij} es el valor de la variable j, $j = 1, \ldots, p$ en el caso i, $i = 1, \ldots, n$.
- Sea $\boldsymbol{M}_{n\times p} = m_{ij}$, donde $m_{ij} = 1$ si x_{ij} es un dato perdido y $m_{ij} = 0$ si x_{ij} está presente.
- Note que la matriz M describe el patrón de missing, y su media marginal de columna, puede ser interpretada como la probabilidad de que x_{ij} sea missing.

Introducción valores perdidos

- La matriz $\boldsymbol{M}_{n\times p}$ presenta un comportamiento completamente al azar (MCAR): si la probabilidad de respuesta es independiente de las variables observadas y de las no observadas completamente. El mecanismo de pérdida es ignorable tanto para inferencias basadas en muestreo como en máxima verosimilitud.

Introducción valores perdidos

- La matriz $\boldsymbol{M}_{n\times p}$ presenta un comportamiento completamente al azar (MCAR): si la probabilidad de respuesta es independiente de las variables observadas y de las no observadas completamente. El mecanismo de pérdida es ignorable tanto para inferencias basadas en muestreo como en máxima verosimilitud.
- Los valores de la matriz $\boldsymbol{M}_{n\times p}$ son al azar (MAR): si la probabilidad de respuesta es independiente de las variables no observadas completamente y no de las observadas. El mecanismo de pérdida es ignorable para inferencias basadas en máxima verosimilitud.

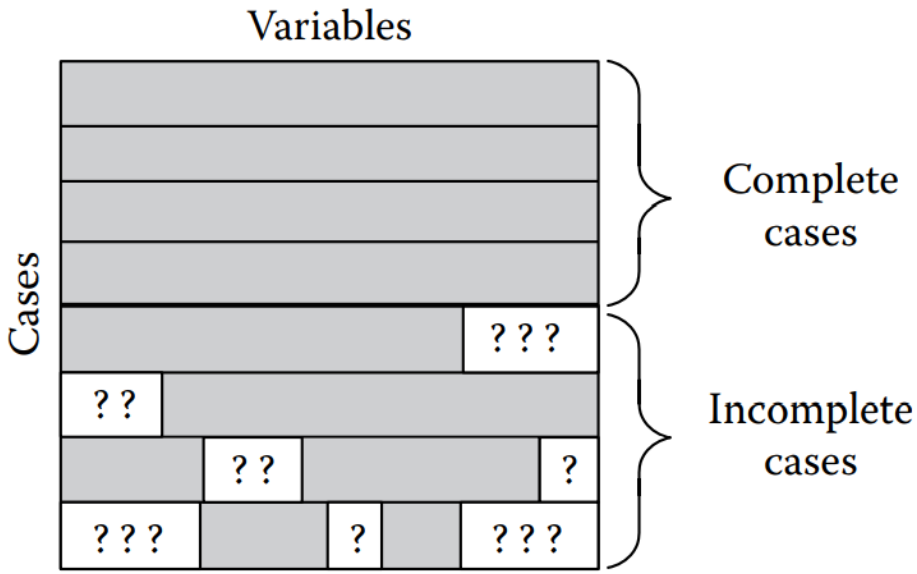
Introducción valores perdidos

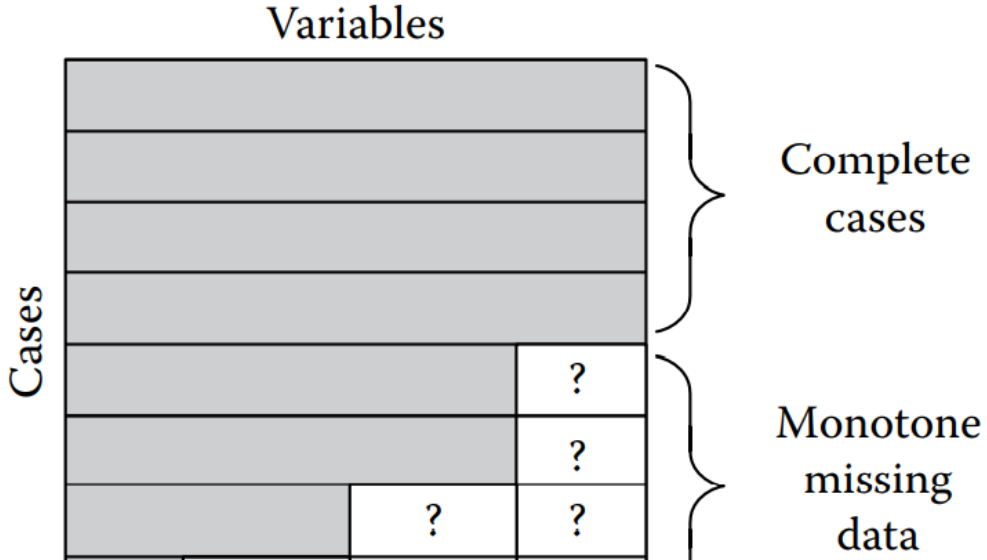
- La matriz $\boldsymbol{M}_{n\times p}$ presenta un comportamiento completamente al azar (MCAR): si la probabilidad de respuesta es independiente de las variables observadas y de las no observadas completamente. El mecanismo de pérdida es ignorable tanto para inferencias basadas en muestreo como en máxima verosimilitud.
- Los valores de la matriz $\boldsymbol{M}_{n\times p}$ son al azar (MAR): si la probabilidad de respuesta es independiente de las variables no observadas completamente y no de las observadas. El mecanismo de pérdida es ignorable para inferencias basadas en máxima verosimilitud.
- Los datos no están perdidos al azar (MNAR): si la probabilidad de respuesta no es independiente de las variables no observadas completamente y posiblemente, también, de las observadas El mecanismo de pérdida es no ignorable.

Introducción valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.





Lectura de la base


```
encuesta <- readRDS("../Data/encuesta.rds") %>%
  filter(Age >= 15)
(tab_antes <- prop.table(table(encuesta$Employment)))
```

Unemployed	Inactive	Employed
0.041	0.3736	0.5854

```
(med_antes <- mean(encuesta$Income, na.rm = TRUE))
```

```
## [1] 604.2
```

Creando valores perdidos


```
set.seed(1234)
encuesta_MCAR <-  sample_frac(encuesta, 0.8 )
dat_plot <- bind_rows(
  list(encuesta_MCAR = encuesta_MCAR,
       encuesta = encuesta), .id = "Caso"  )
```

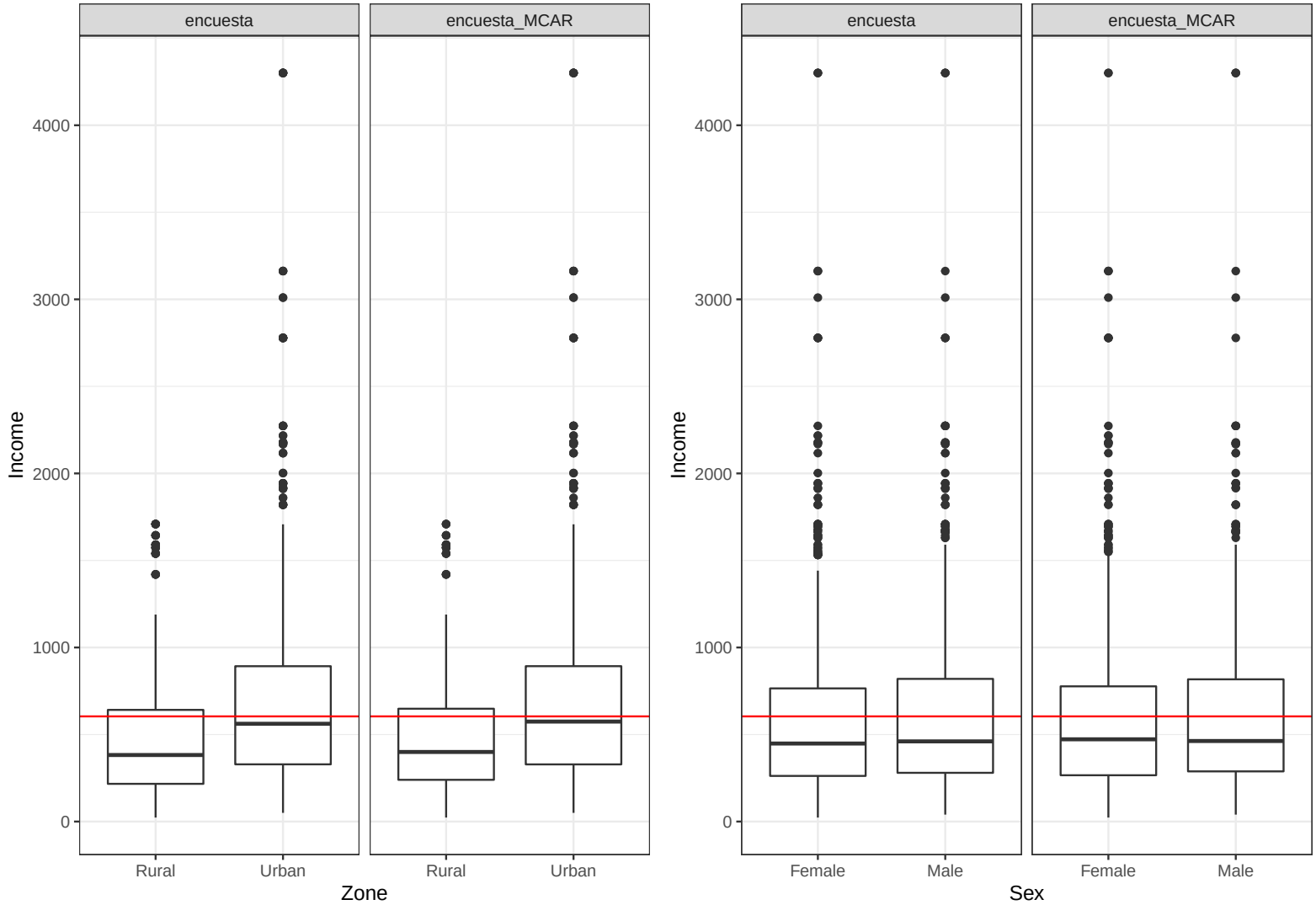
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot, aes(x=Zone, y = Income)) +
  geom_boxplot() + facet_grid(.~Caso) + theme_bw()+
  geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
             col = "red")

p2 <- ggplot(dat_plot, aes(x=Sex, y = Income)) +
  geom_boxplot() + facet_grid(.~Caso) +theme_bw()+
  geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
             col = "red")
library(patchwork)
p1|p2
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



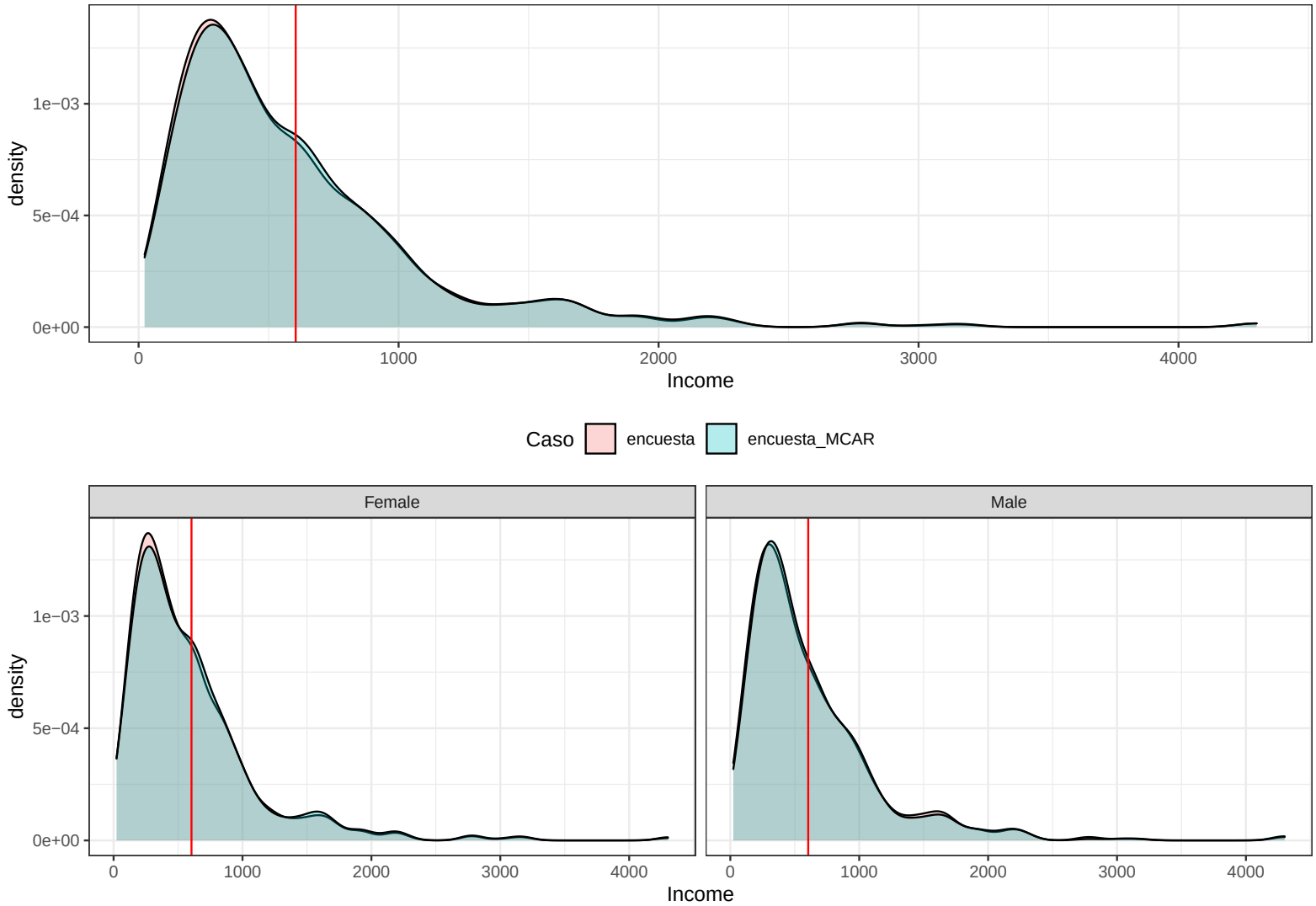
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot, aes(x = Income, fill = Caso))
  geom_density(alpha = 0.3) + theme_bw() +
  theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(xintercept = mean(encuesta$Income),
             col = "red")

p2 <- ggplot(dat_plot, aes(x = Income, fill = Caso))
  geom_density(alpha = 0.3) + facet_grid(.~Sex) +
  theme_bw()+
  geom_vline(xintercept = mean(encuesta$Income),
             col = "red") +
  theme(legend.position = "none")
(p1/p2)
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



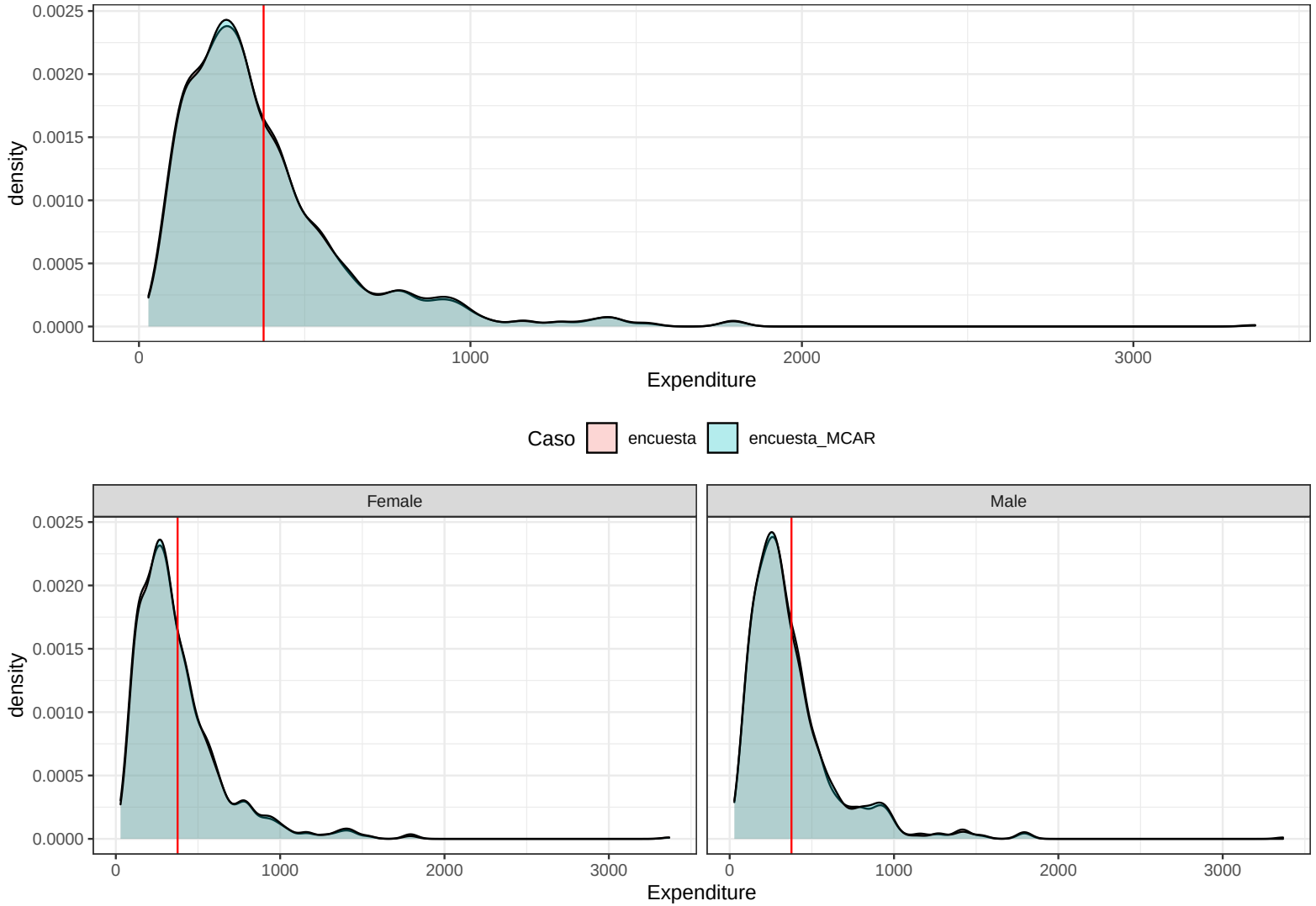
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot, aes(x = Expenditure, fill = Ca
  geom_density(alpha = 0.3) + theme_bw() +
  theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(xintercept = mean(encuesta$Expenditure),
             col = "red")

p2 <- ggplot(dat_plot, aes(x = Expenditure, fill = Ca
  geom_density(alpha = 0.3) + facet_grid(.~Sex) +
  theme_bw()+
  geom_vline(xintercept = mean(encuesta$Expenditure),
             col = "red") +
  theme(legend.position = "none")
(p1/p2)
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Creando valores perdidos


```
library(TeachingSampling)
set.seed(1234)
temp_estrato <- paste0(encuesta$Zone, encuesta$Sex)
table(temp_estrato)
```

RuralFemale	RuralMale	UrbanFemale	UrbanMale
481	428	531	439

```
sel <- S.STSI(S = temp_estrato,
              Nh = c(469,411,510,390),
              nh = c(20, 380, 20,280))
encuesta_MAR <- encuesta[-sel,]
dat_plot2 <- bind_rows(
  list(encuesta_MAR = encuesta_MAR,
       encuesta = encuesta), .id = "Caso"  )
```

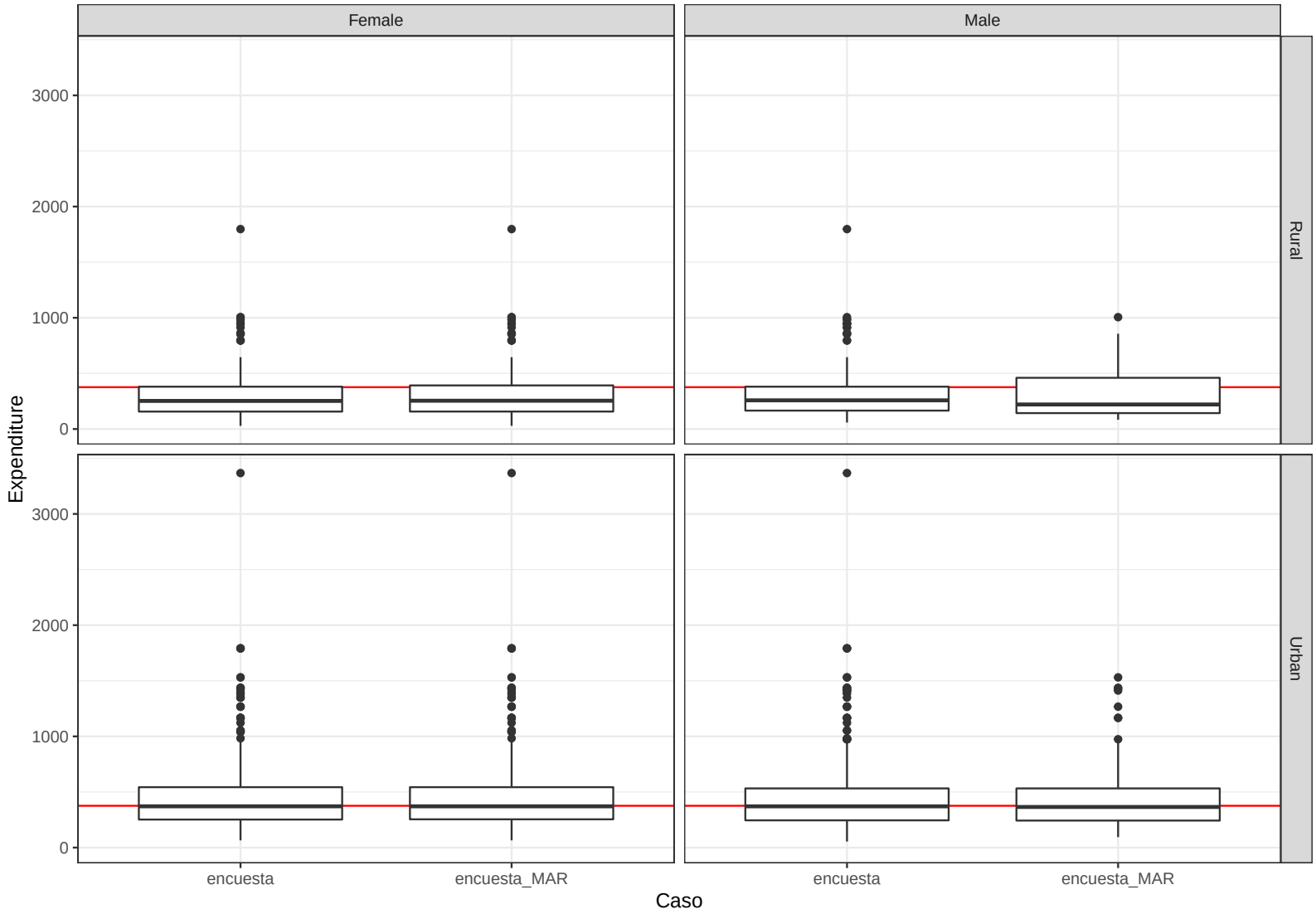
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot2, aes(x= Caso, y = Expenditure)
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Expenditure)
              col = "red") +
  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()

p1
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



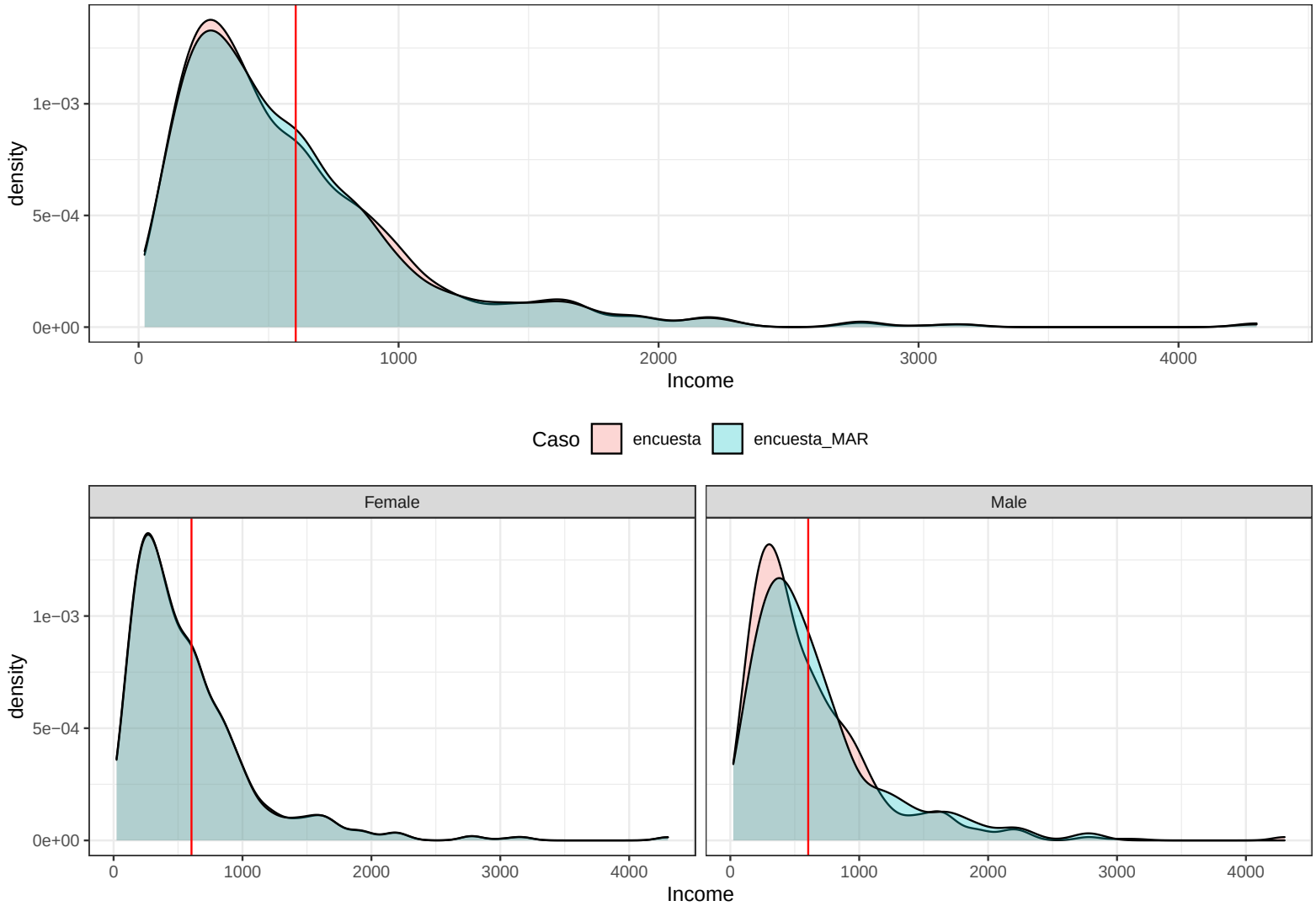
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot2, aes(x = Income, fill = Caso))
 geom_density(alpha = 0.3) + theme_bw() +
  theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(xintercept = mean(encuesta$Income),
             col = "red")

p2 <- ggplot(dat_plot2, aes(x = Income, fill = Caso))
  facet_grid(.~Sex) +
  geom_density(alpha = 0.3) + theme_bw() +
  theme(legend.position = "none") +
  geom_vline(xintercept = mean(encuesta$Income),
             col = "red")
p1/p2
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



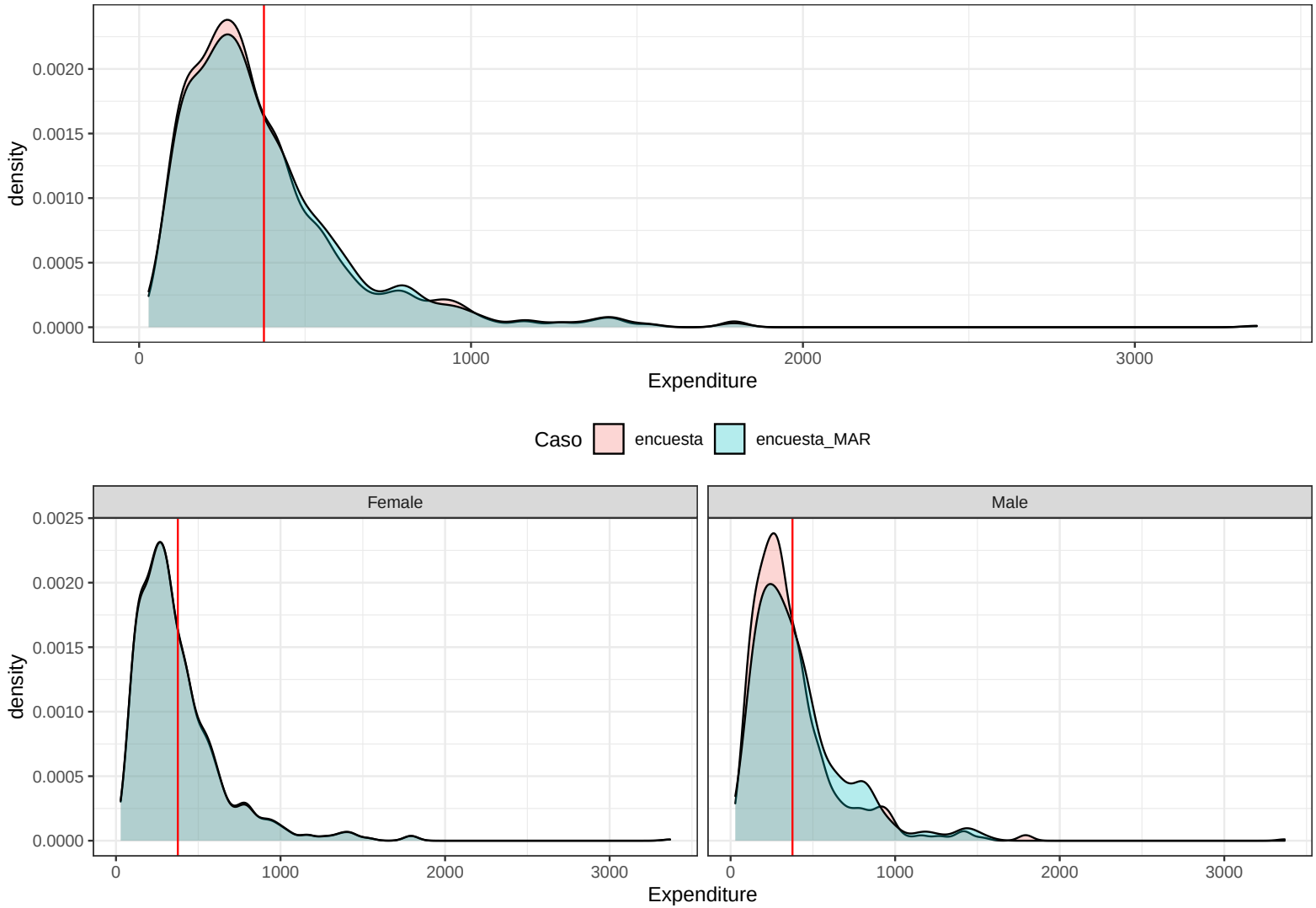
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot2,
             aes(x = Expenditure, fill = Caso)) +
 geom_density(alpha = 0.3) + theme_bw() +
  theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Expenditure),
             col = "red")

p2 <- ggplot(dat_plot2,
             aes(x = Expenditure, fill = Caso)) +
  facet_grid(.~Sex) +
  geom_density(alpha = 0.3) + theme_bw() +
  theme(legend.position = "none") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Expenditure),
             col = "red")
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Creando valores perdidos


```
encuesta_MNAR <- encuesta %>%
  arrange((Income)) %>%
  slice(1:1300L)

dat_plot3 <- bind_rows(
  list(encuesta_MNAR = encuesta_MNAR,
       encuesta = encuesta), .id = "Caso"  )
```

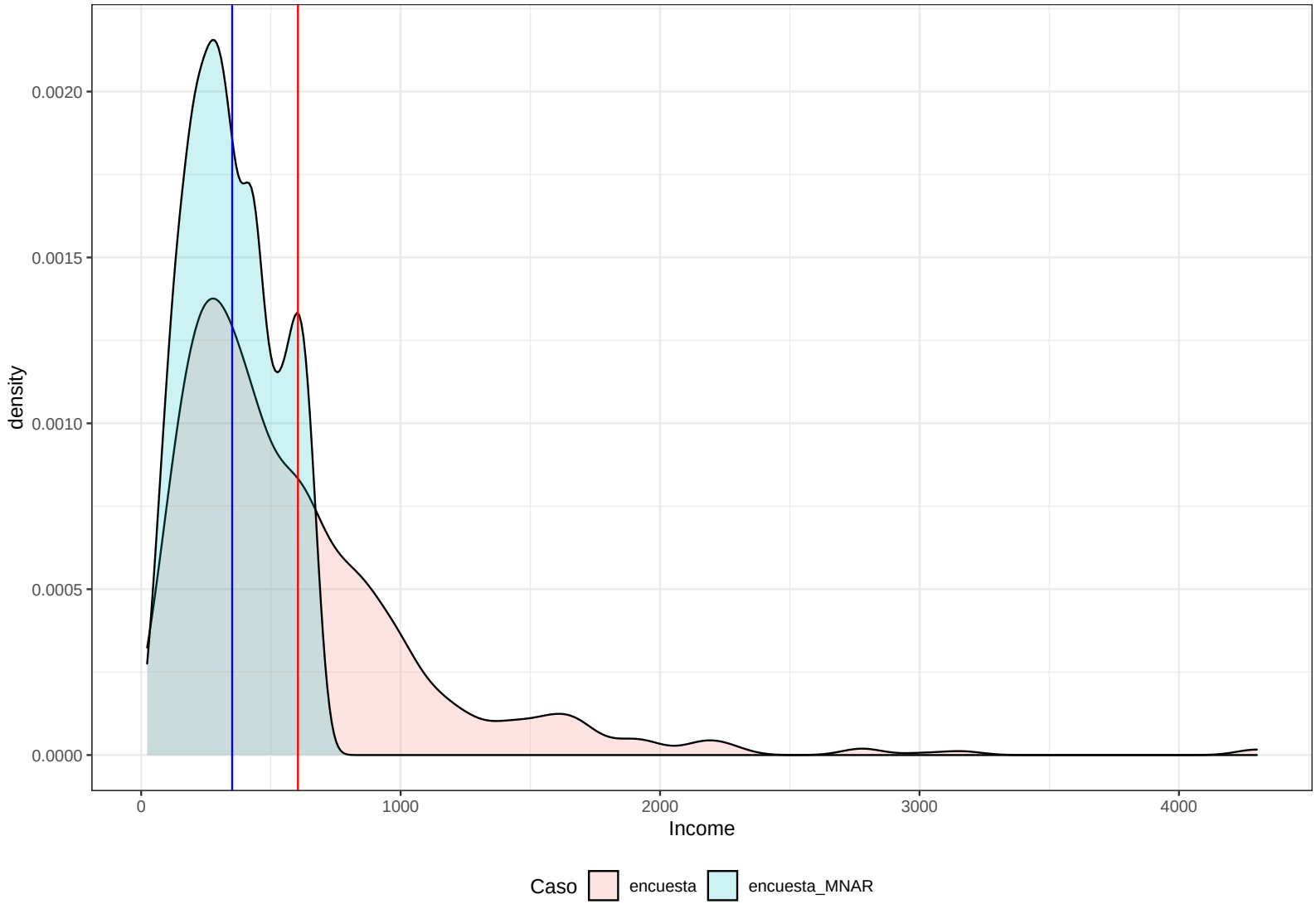
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot3, aes(x = Income, fill = Caso))
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta_MNAR$Income),
               col = "blue")
p1
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



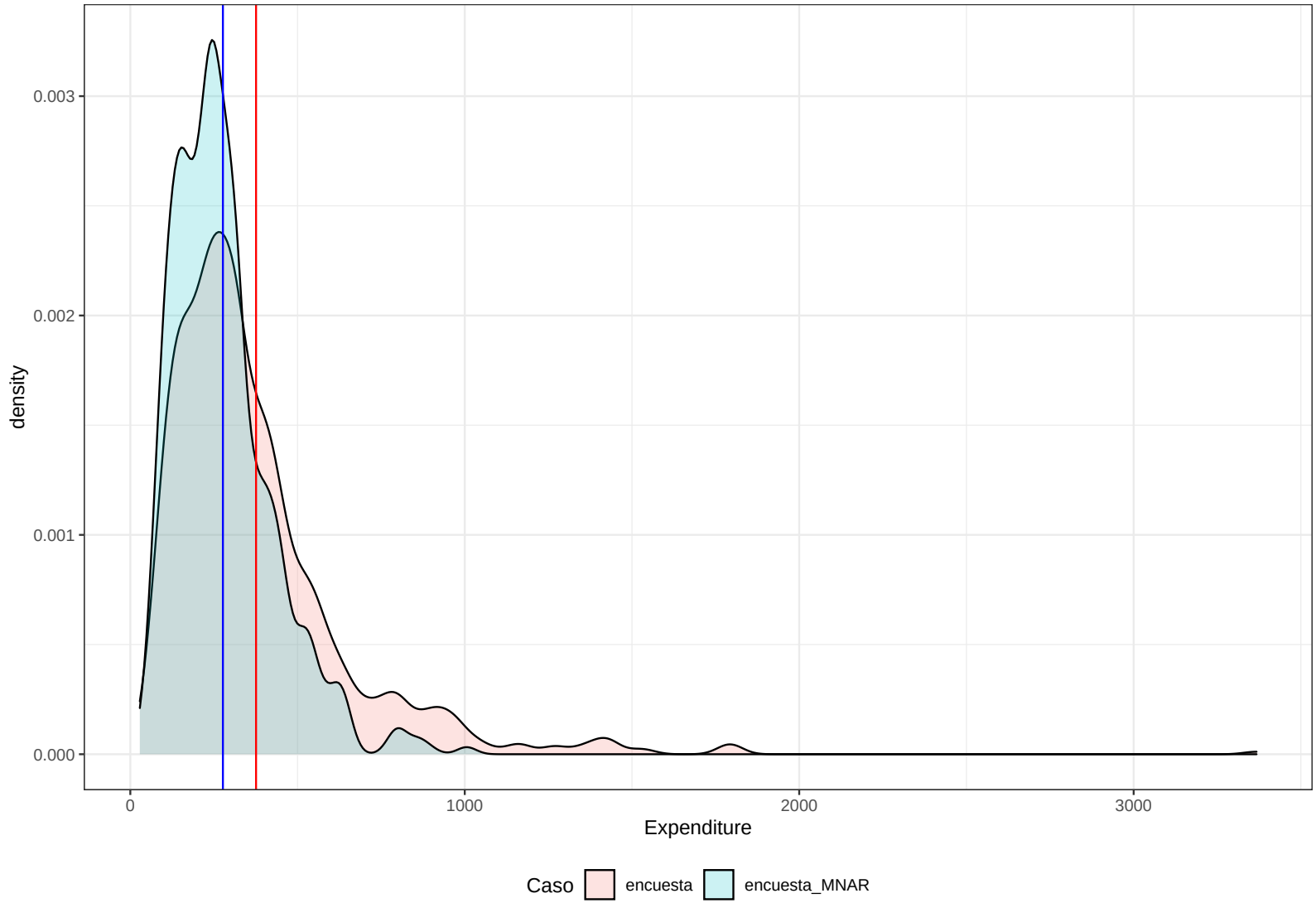
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot3,
             aes(x = Expenditure, fill = Caso)) +
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Expenditure),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta_MNAR$Expenditure),
               col = "blue")
p1
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



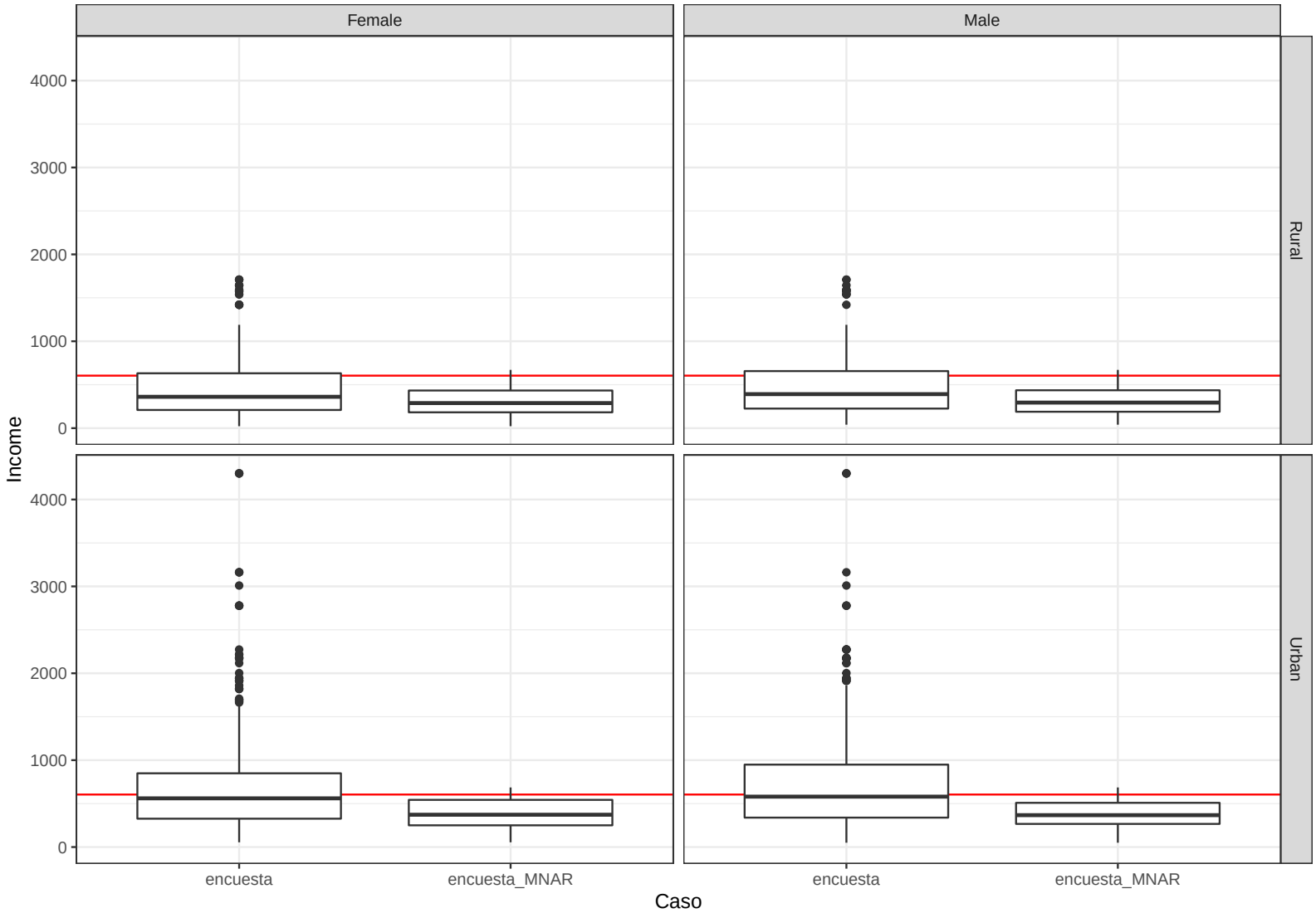
Creando valores perdidos


```
p1 <- ggplot(dat_plot3, aes(x= Caso, y = Income)) +
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
              col = "red") +  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()

p1
```

Creando valores perdidos

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Creando valores perdidos


```
encuesta <- full_join(
  encuesta,
  encuesta_MCAR %>%
    select(HHID, PersonID, Income, Employment) %>%
    mutate(
      Income_missin = Income,
      Employment_missin = Employment,
      Employment = NULL,
      Income = NULL
    )
)
```

Imputación de valores perdidos.


```
encuesta %>% group_by(Zone) %>%
  summarise(Income = sum(is.na(Income_missin) / n()))
```

Zone	Income
Rural	0.2079
Urban	0.1928

```
encuesta %>% group_by(Sex) %>%
  summarise(Income = sum(is.na(Income_missin) / n()))
```

Sex	Income
Female	0.1838
Male	0.2191

Imputación por la media no condicional.

Consiste en asignar el promedio de la totalidad de los datos a los valores faltantes, este método no afecta el promedio, pero si afecta la variabilidad, el sesgo y los percentiles.

Imputación por la media no condicional.


```
promedio <- mean(encuesta$Income_missin, na.rm = TRUE
encuesta %<>%
  mutate(
    Income_imp = ifelse(is.na(Income_missin),
                        promedio, Income_missin))
sum(is.na(encuesta$Income_imp))
```

```
## [1] 0
```

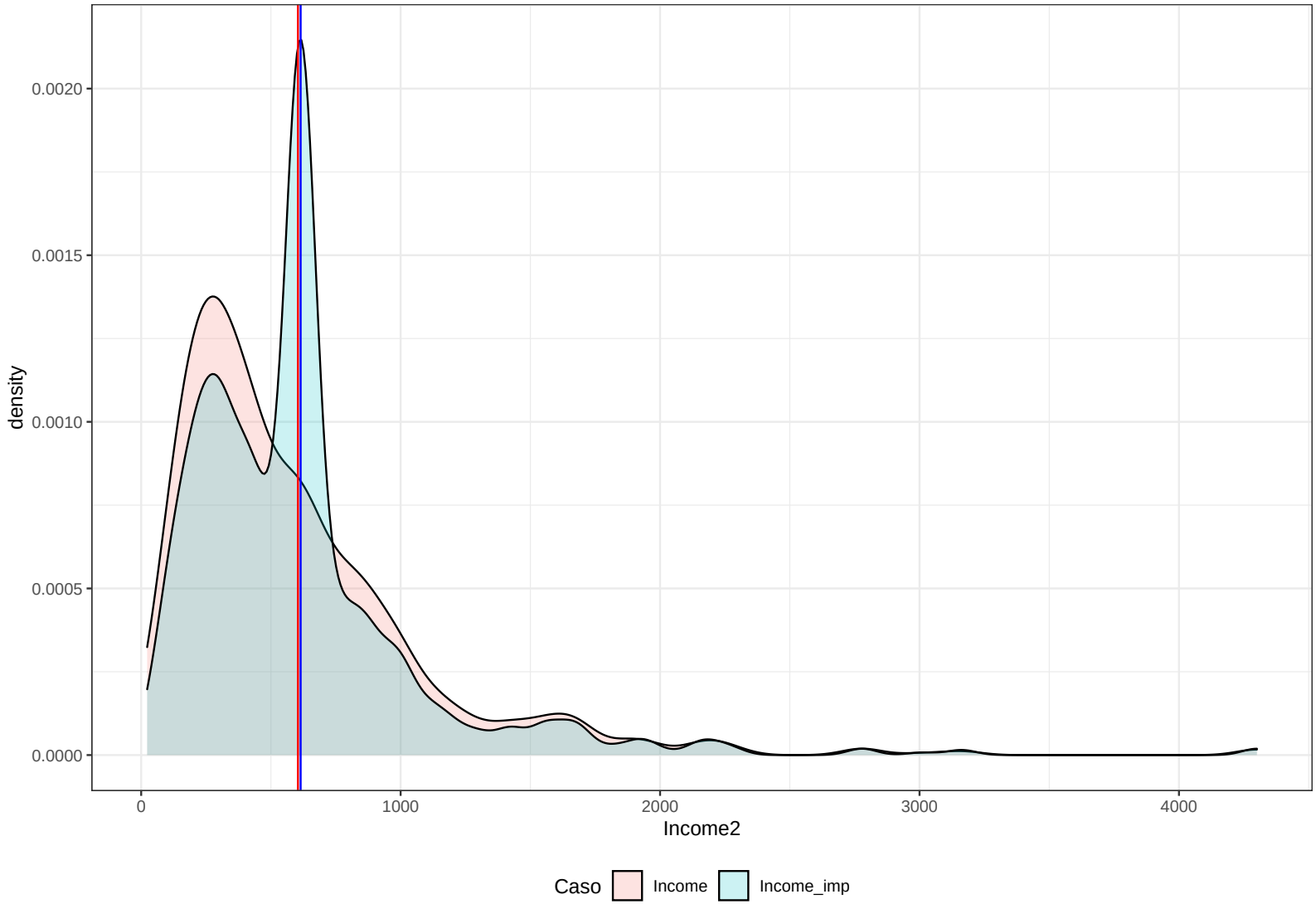
Imputación por la media no condicional.


```
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot4 <- tidyr::gather(
  encuesta %>% select(Zone,Sex,Income, Income_imp),
  key = "Caso", value = "Income2", -Zone,-Sex)

p1 <- ggplot(dat_plot4, aes(x = Income2, fill = Caso)
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income_imp),
               col = "blue")
p1
```

Imputación por la media no condicional.

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Imputación por la media no condicional.


```
p1 <- ggplot(dat_plot4, aes(x= Caso, y = Income2)) +
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
              col = "red") +  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()

p1
```

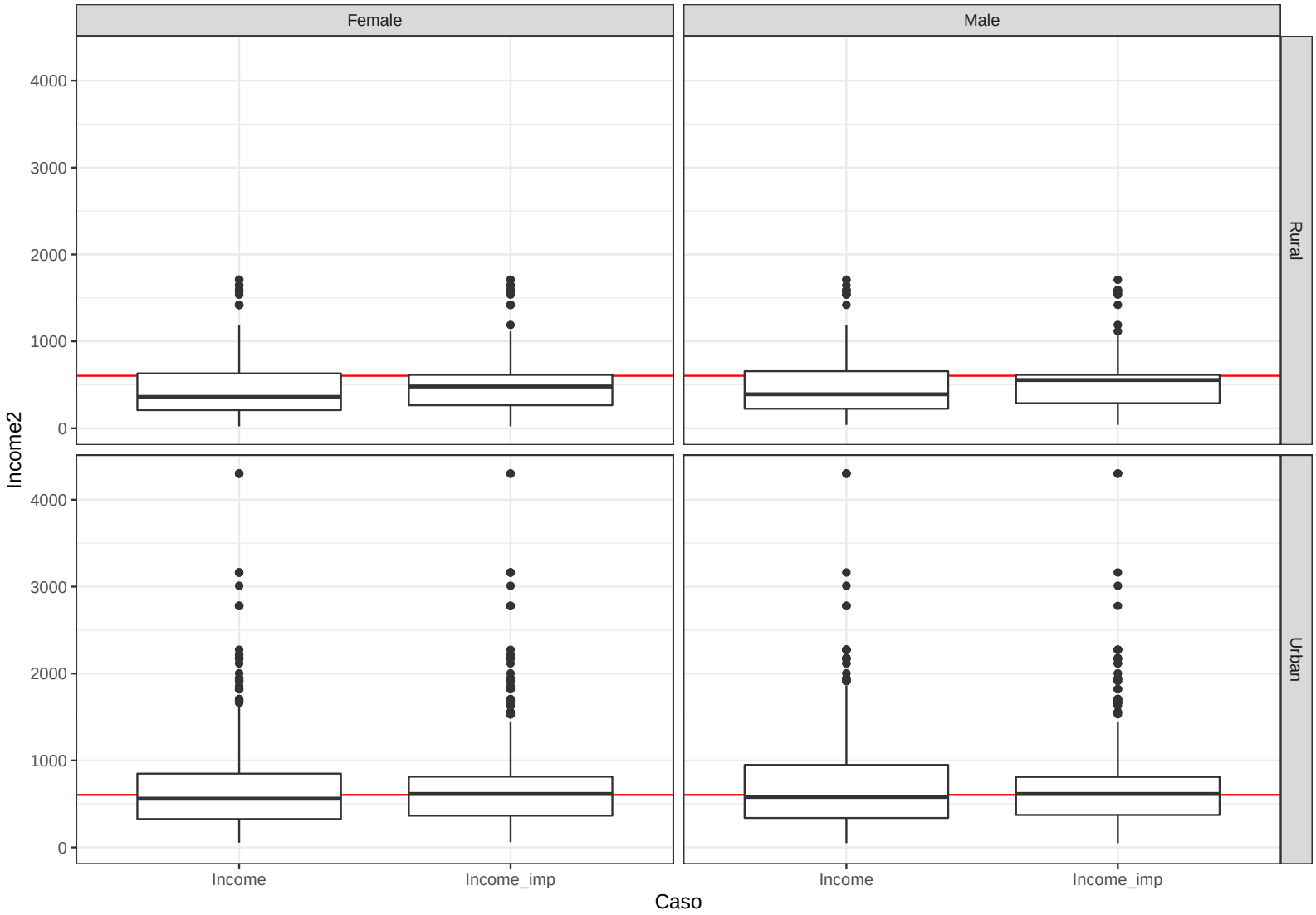
Imputación por la media condicional.

Una variante del procedimiento anterior consiste en formar categorías a partir de covariables correlacionadas con la variable de interés, e imputar los datos omitidos con observaciones provenientes de la submuestra que comparte características comunes

Imputación por la media condicional.

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Imputación por la media condicional.


```
encuesta %<>% group_by(Stratum) %>%
  mutate(
    Income_imp = ifelse(is.na(Income_missin),
     mean(Income_missin, na.rm = TRUE),
     Income_missin)) %>% data.frame()
sum(is.na(encuesta$Income_imp))
```

```
## [1] 0
```

```
encuesta %<>%
  mutate(
    Income_imp = ifelse(is.na(Income_imp),
                        promedio, Income_imp))
sum(is.na(encuesta$Income_imp))
```

```
## [1] 0
```

Imputación por la media condicional.


```
encuesta %>% summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
604.2	513.1	611.5	488.7

Imputación por la media condicional.


```
encuesta %>%group_by(Zone) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Zone	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Rural	469.1	336.6	477.9	305.5
Urban	730.9	609.0	736.8	585.7

Imputación por la media condicional.


```
encuesta %>%group_by(Sex) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Sex	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Female	589.2	504.3	600.3	486.6
Male	621.8	522.9	624.6	491.2

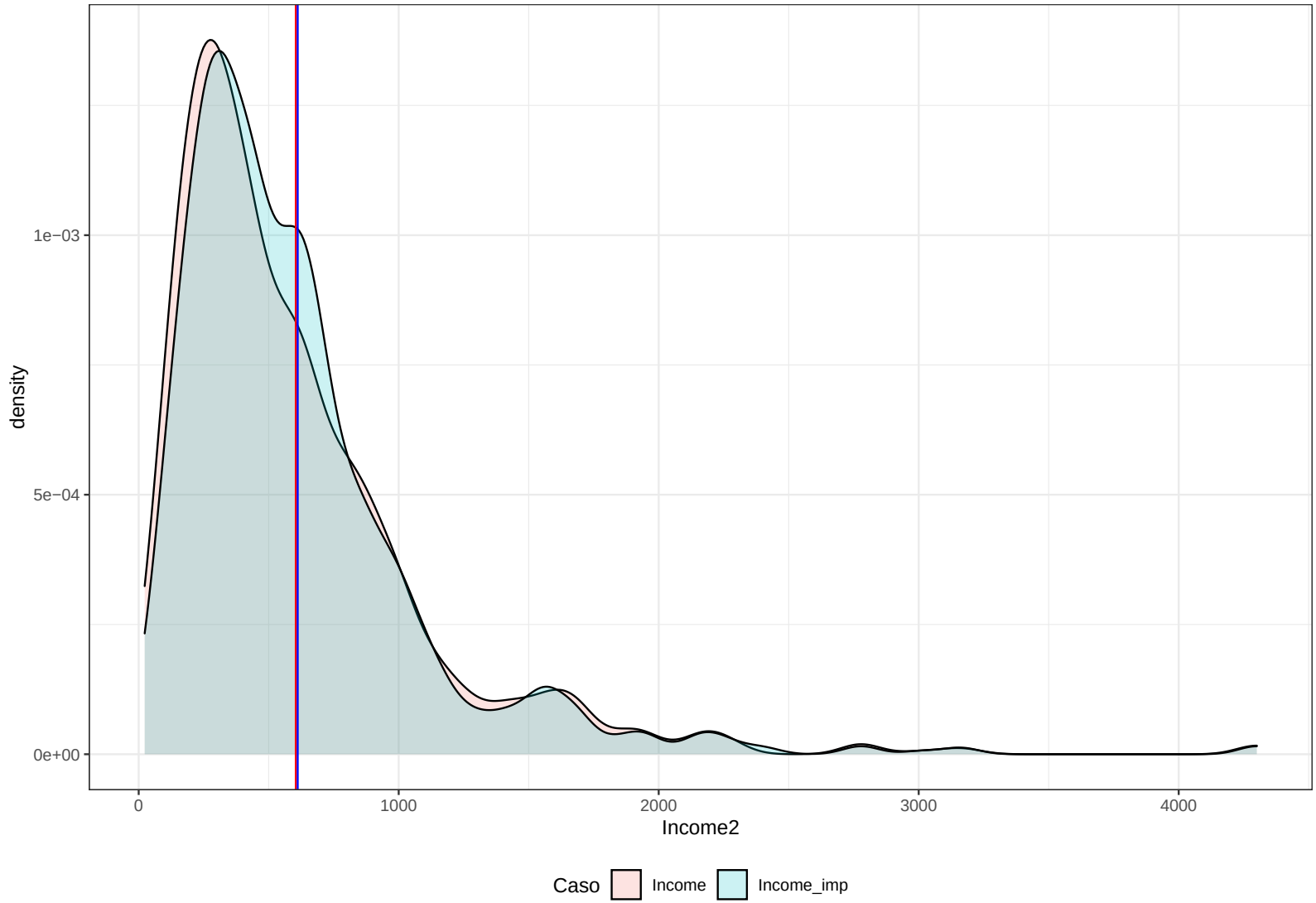
Imputación por la media condicional.


```
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot5 <- tidyr::gather(
  encuesta %>% select(Zone,Sex,Income, Income_imp),
  key = "Caso", value = "Income2", -Zone,-Sex)

p1 <- ggplot(dat_plot5, aes(x = Income2, fill = Caso)
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income_imp),
               col = "blue")
p1
```

Imputación por la media condicional.

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



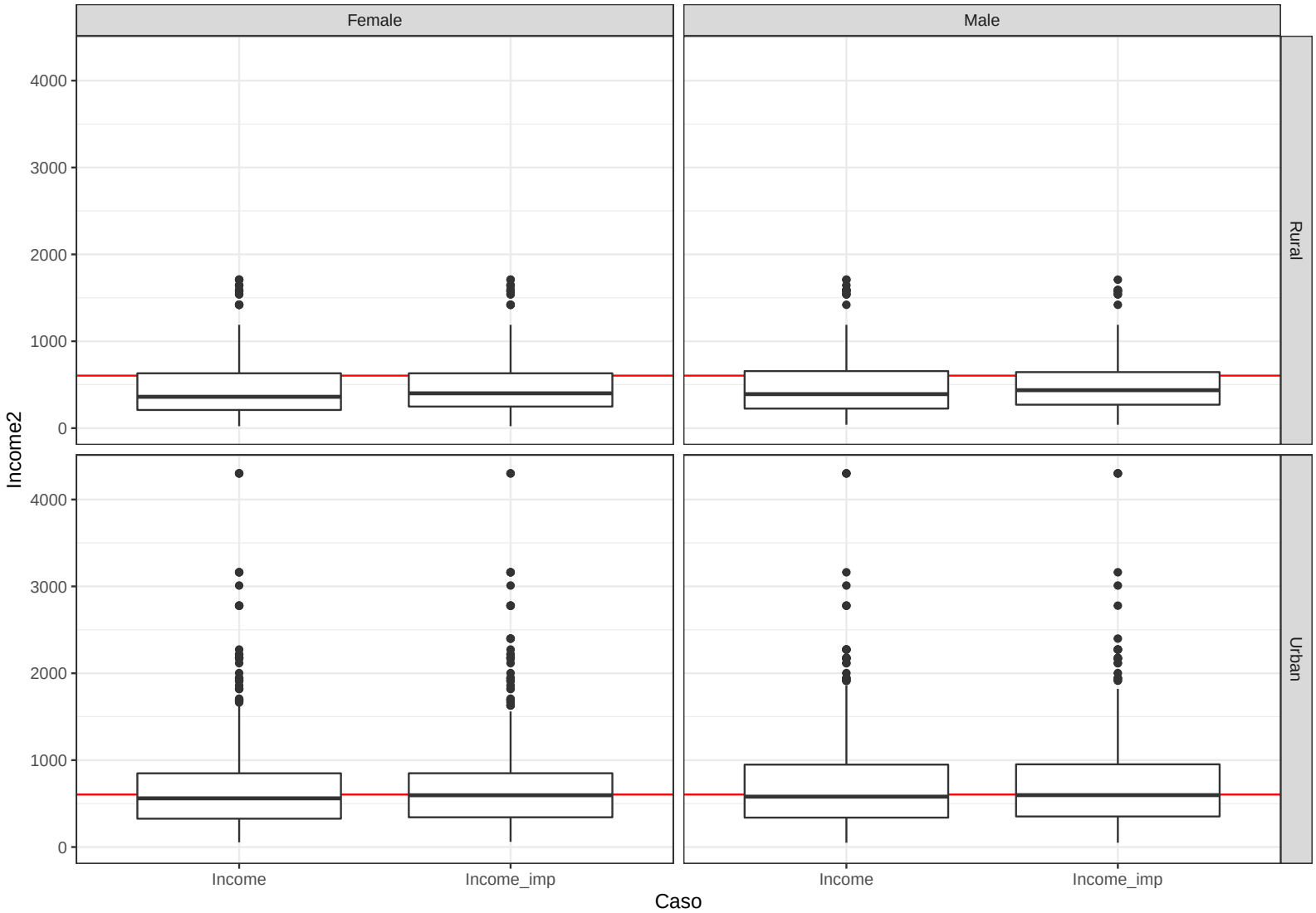
Imputación por la media condicional.


```
p1 <- ggplot(dat_plot5, aes(x= Caso, y = Income2)) +
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
              col = "red") +  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()
p1
```

Imputación por la media condicional.

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Imputación por Hot-deck y Cold-deck

Hot-deck La imputación *hot deck* consiste en reemplazar los valores faltantes de una o más variables para un no encuestado (llamado receptor) con valores observados de un encuestado (el donante) que es similar al no encuestado con respecto a las características observadas en ambos casos.

Cold-deck A este método lo llamamos *Cold-deck* por analogía con *Hot-deck*. El método consiste en reemplazar el valor faltante por valores de una fuente no relacionada con el conjunto de datos en consideración. Por ejemplo, se pide a un grupo de personas diligenciar una cuestionario sobre hábitos de lectura y que cinco personas no respondieron a un ítem. Entonces, la imputación de la respuesta por *Cold-deck* es sustituir las respuestas con información de un donante similar en una encuesta realizada anteriormente.

Imputación por hot-deck


```
donante <- which(!is.na(encuesta$Income_missin))
receptor <- which(is.na(encuesta$Income_missin))
encuesta$Income_imp <- encuesta$Income_missin
set.seed(1234)
for(ii in receptor){
don_ii <- sample(x = donante, size = 1)
encuesta$Income_imp[ii] <-
  encuesta$Income_missin[don_ii]
}
sum(is.na(encuesta$Income_imp))
```

```
## [1] 0
```

Imputación por hot-deck


```
encuesta %>% summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
604.2	513.1	618.3	528.2

Imputación por hot-deck


```
encuesta %>%group_by(Zone) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Zone	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Rural	469.1	336.6	503.7	368.9
Urban	730.9	609.0	725.7	624.0

Imputación por hot-deck


```
encuesta %>%group_by(Sex) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Sex	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Female	589.2	504.3	602.8	503.1
Male	621.8	522.9	636.4	555.9

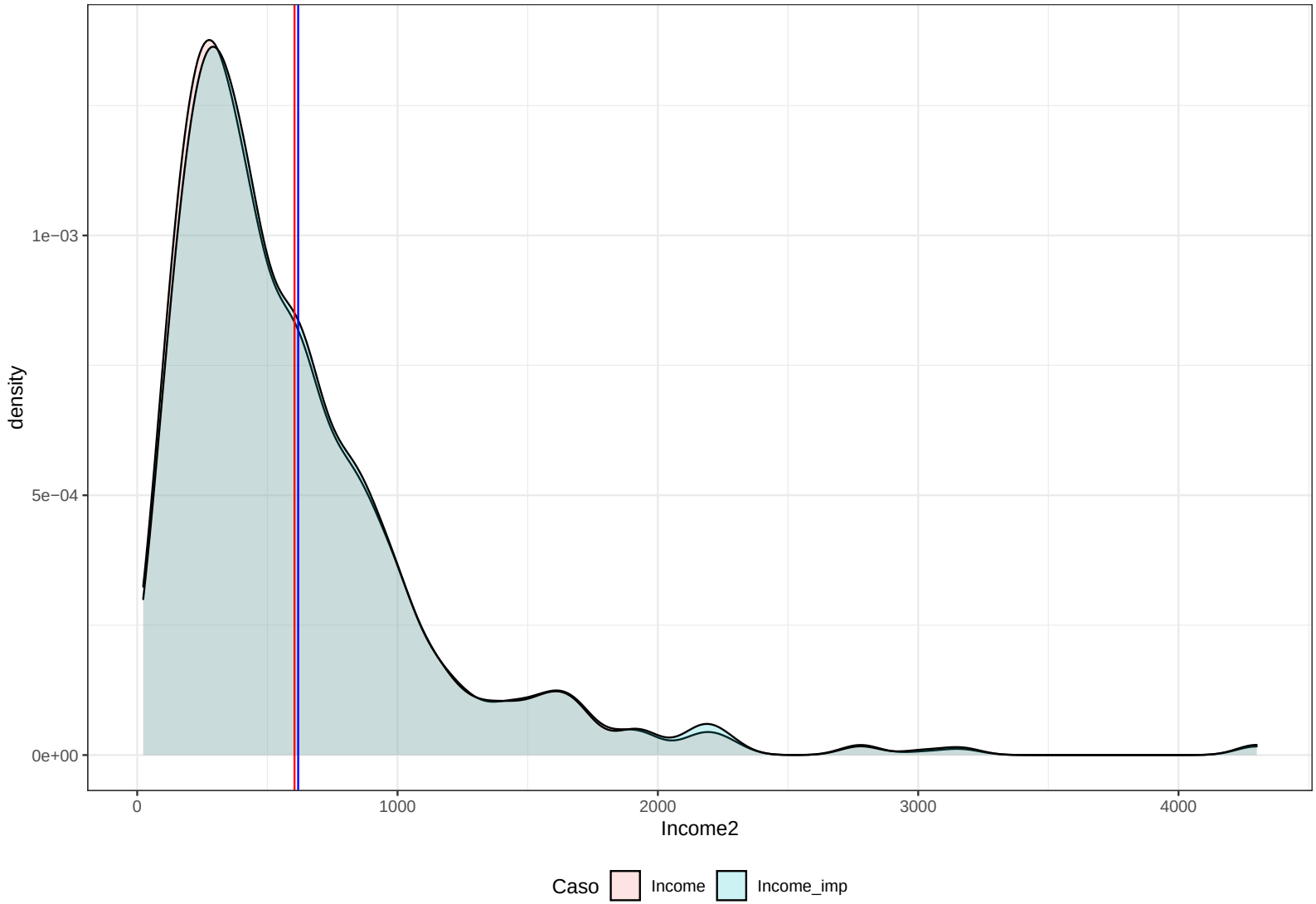
Imputación por hot-deck


```
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot6 <- tidyr::gather(
  encuesta %>% select(Zone,Sex,Income, Income_imp),
  key = "Caso", value = "Income2", -Zone,-Sex)

p1 <- ggplot(dat_plot6, aes(x = Income2, fill = Caso)
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income_imp),
               col = "blue")
p1
```

Imputación por hot-deck

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



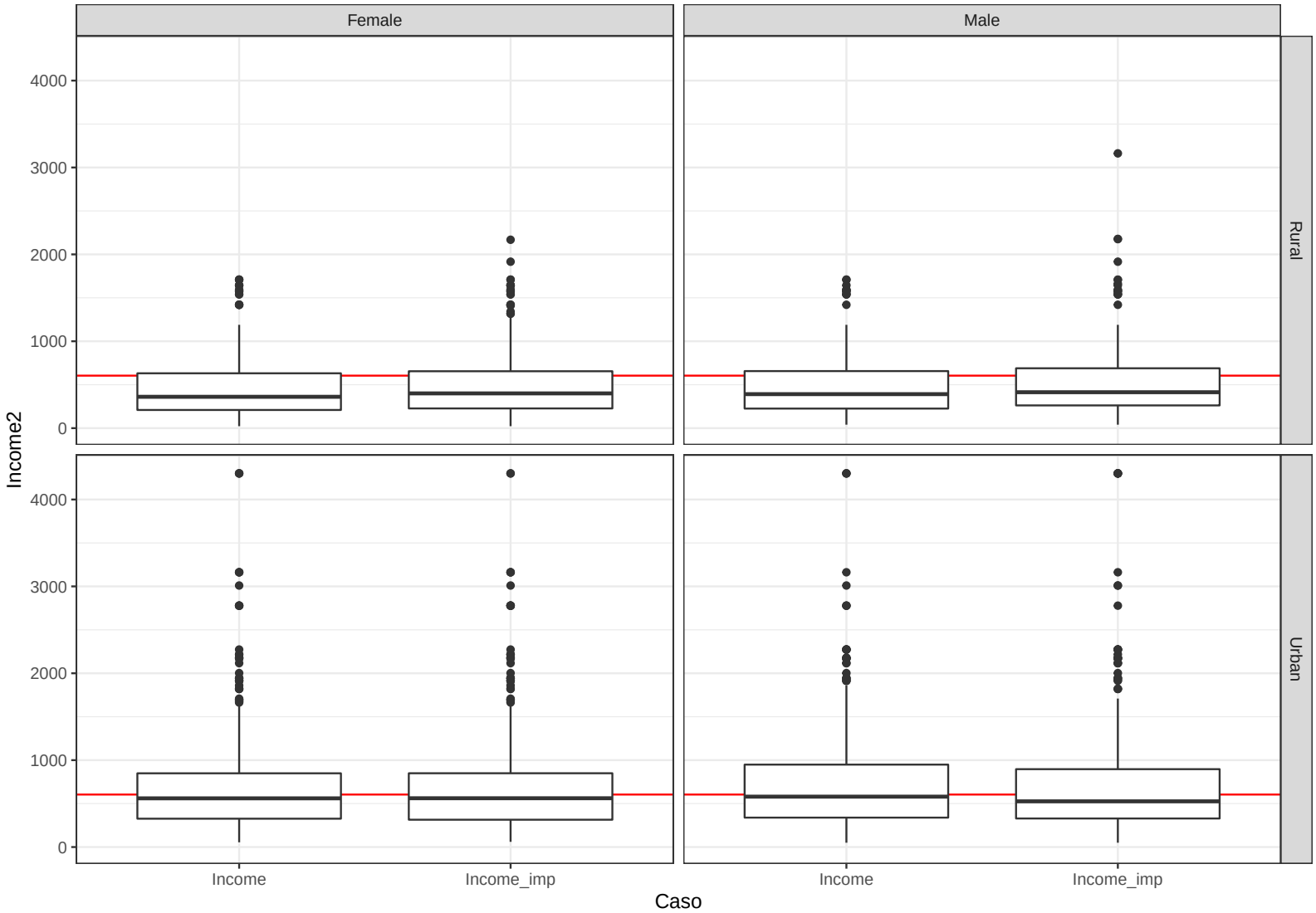
Imputación por hot-deck


```
p1 <- ggplot(dat_plot6, aes(x= Caso, y = Income2)) +
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
              col = "red") +  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()
p1
```

Imputación por la media condicional.

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Imputación por hot-deck


```
donante <- which(!is.na(encuesta$Income_missin))
receptor <- which(is.na(encuesta$Income_missin))
encuesta$Employment_imp <- encuesta$Employment_missin
(prop <- prop.table(
  table(na.omit(encuesta$Employment_missin))))
```

Unemployed	Inactive	Employed
0.0426	0.3739	0.5835

```
set.seed(1234)
imp <- sample(size = length(receptor),
  c("Unemployed", "Inactive","Employed"),
       prob = prop, replace = TRUE      )
encuesta$Employment_imp[receptor] <- imp
sum(is.na(encuesta$Employment_imp))
```

Imputación por hot-deck


```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_missin, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0341	0.2991	0.4667	0.2001

```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_imp, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0442	0.3672	0.5886	0

Imputación por hot-deck


```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0117	0.1506	0.2209	0.1006	0.4838
Urban	0.0224	0.1485	0.2459	0.0995	0.5162
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0160	0.1847	0.2831	0	0.4838

Imputación por hot-deck


```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_m
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0106	0.2278	0.2012	0.0990	0.5386
Male	0.0234	0.0713	0.2656	0.1011	0.4614
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_i
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0149	0.2650	0.2586	0	0.5386

Imputación por regresión

Se ajusta un modelo lineal que describa a y, variable a imputar, para un conjunto X de variables auxiliares que se deben disponer. Resuelve el problema de la distorsión de la distribución de la variable a imputar, pero puede crear inconsistencias dentro de la base de datos, pues podría obtenerse valores "imposibles", ya que el valor y es obtenido de variables auxiliares.

Imputación por regresión


```
require(nnet)
encuesta$Income_imp <- encuesta$Income_missin
encuesta$Employment_imp <- encuesta$Employment_missin
encuesta_obs <- filter(encuesta,
                       !is.na(Income_missin))
encuesta_no_obs <- filter(encuesta,
                          is.na(Income_missin))
mod <- lm(Income~Zone + Sex +Expenditure,
          data = encuesta_obs)

mod.mult <- multinom(
              Employment~Zone + Sex +Expenditure,
              data = encuesta_obs)
```

```
## # weights:  15 (8 variable)
## initial  value 1651.214270
```

Imputación por regresión


```
imp <- predict(mod, encuesta_no_obs)
imp.mult <- predict(mod.mult, encuesta_no_obs,
                    type =  "class")
encuesta_no_obs$Income_imp <- imp
encuesta_no_obs$Employment_imp <- imp.mult
encuesta <- bind_rows(encuesta_obs,encuesta_no_obs)
```

Imputación por regresión


```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_missin, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0341	0.2991	0.4667	0.2001

```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_imp, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0341	0.3858	0.5801	0

Imputación por regresión


```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0117	0.1506	0.2209	0.1006	0.4838
Urban	0.0224	0.1485	0.2459	0.0995	0.5162
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0117	0.2006	0.2714	0	0.4838

Imputación por regresión


```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_m
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0106	0.2278	0.2012	0.0990	0.5386
Male	0.0234	0.0713	0.2656	0.1011	0.4614
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_i
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0106	0.3145	0.2134	0	0.5386

Imputación por regresión


```
encuesta %>% summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
604.2	513.1	611.7	498.3

Imputación por regresión


```
encuesta %>%group_by(Zone) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Zone	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Rural	469.1	336.6	476.1	317.4
Urban	730.9	609.0	738.8	594.5

Imputación por regresión


```
encuesta %>%group_by(Sex) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Sex	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Female	589.2	504.3	598.7	488.4
Male	621.8	522.9	627.0	509.5

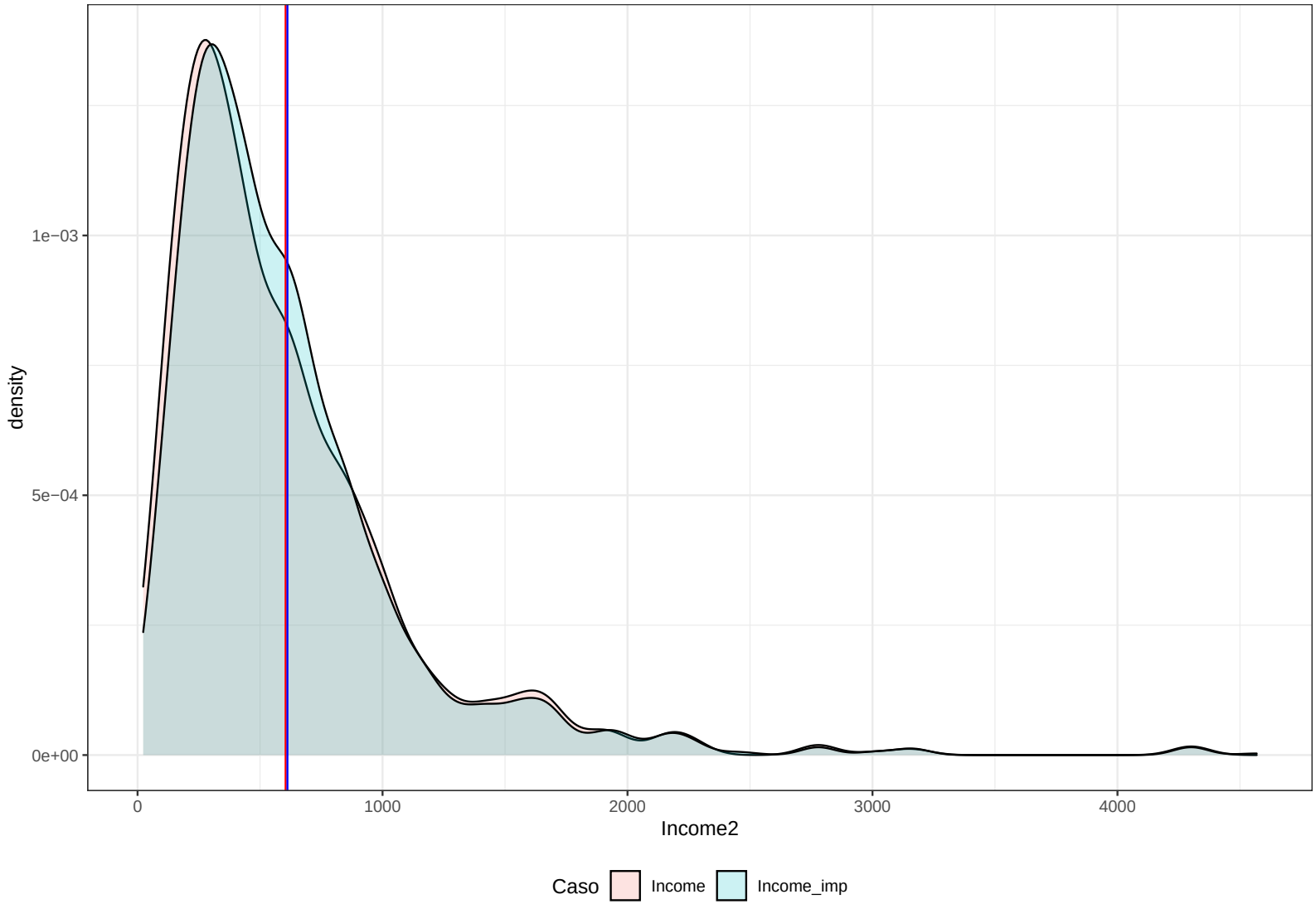
Imputación por regresión


```
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot7 <- tidyr::gather(
  encuesta %>% select(Zone,Sex,Income, Income_imp),
  key = "Caso", value = "Income2", -Zone,-Sex)

p1 <- ggplot(dat_plot7, aes(x = Income2, fill = Caso)
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income_imp),
               col = "blue")
p1
```

Imputación por regresión

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



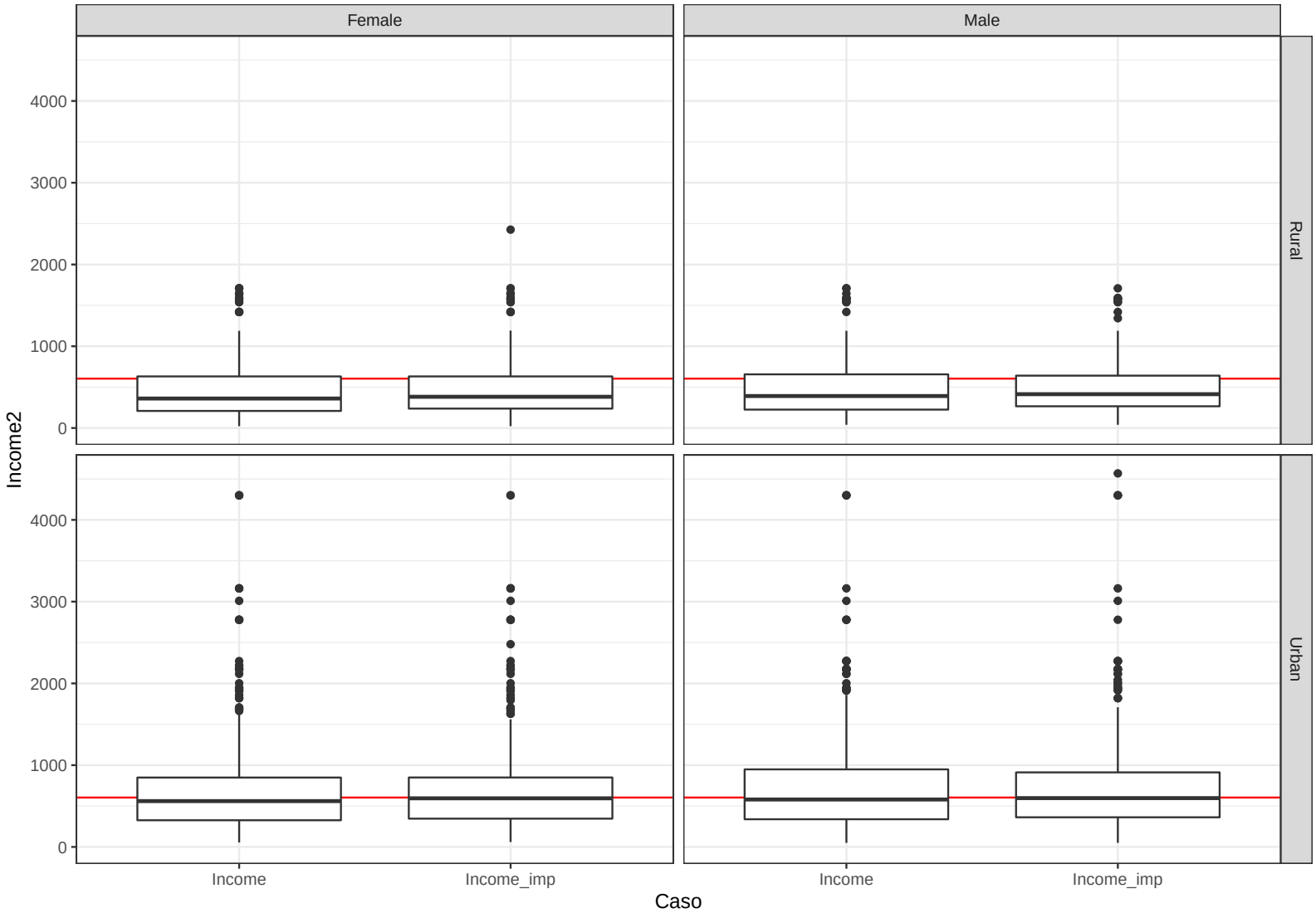
Imputación por regresión


```
p1 <- ggplot(dat_plot7, aes(x= Caso, y = Income2)) +
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
              col = "red") +  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()
p1
```

Imputación por regresión

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Imputación por el vecino más cercano

- **Paso 1**: Definir una magnitud de distancia (Distancia euclidiana, k-media, K-Medioides).

Imputación por el vecino más cercano

- **Paso 1**: Definir una magnitud de distancia (Distancia euclidiana, k-media, K-Medioides).
- **Paso 2**: Para la *i*-ésimo elemento identificar el donante, cual será el más cercano al receptor según la magnitud de distancia previamente definida.

Imputación por el vecino más cercano

- **Paso 1**: Definir una magnitud de distancia (Distancia euclidiana, k-media, K-Medioides).
- **Paso 2**: Para la *i*-ésimo elemento identificar el donante, cual será el más cercano al receptor según la magnitud de distancia previamente definida.
- **Paso 3**: Se imputa el valor faltante con la información del donante identificado previamente.

Imputación por el vecino más cercano


```
encuesta$Income_imp <- encuesta$Income_missin
encuesta$Employment_imp <- encuesta$Employment_missin
encuesta_obs <- filter(encuesta,
                       !is.na(Income_missin))
encuesta_no_obs <- filter(encuesta,
                          is.na(Income_missin))
for(ii in 1:nrow(encuesta_no_obs)){
Expen_ii <- encuesta_no_obs$Expenditure[[ii]]
don_ii <- which.min(abs(Expen_ii -
                          encuesta_obs$Expenditure))
encuesta_no_obs$Income_imp[[ii]] <-
  encuesta_obs$Income_missin[[don_ii]]
encuesta_no_obs$Employment_imp[[ii]] <-
  encuesta_obs$Employment_missin[[don_ii]]
}
```

Imputación por el vecino más cercano


```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_missin, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0341	0.2991	0.4667	0.2001

```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_imp, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0436	0.3651	0.5913	0

Imputación por el vecino más cercano


```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0117	0.1506	0.2209	0.1006	0.4838
Urban	0.0224	0.1485	0.2459	0.0995	0.5162
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0128	0.1873	0.2837	0	0.4838

Imputación por el vecino más cercano


```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_m
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0106	0.2278	0.2012	0.0990	0.5386
Male	0.0234	0.0713	0.2656	0.1011	0.4614
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_i
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0160	0.2528	0.2698	0	0.5386

Imputación por el vecino más cercano


```
encuesta %>% summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
604.2	513.1	610.5	513.7

Imputación por el vecino más cercano


```
encuesta %>%group_by(Zone) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Zone	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Rural	469.1	336.6	477.9	344.1
Urban	730.9	609.0	734.8	607.0

Imputación por el vecino más cercano


```
encuesta %>%group_by(Sex) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Sex	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Female	589.2	504.3	597.8	504.6
Male	621.8	522.9	625.3	524.0

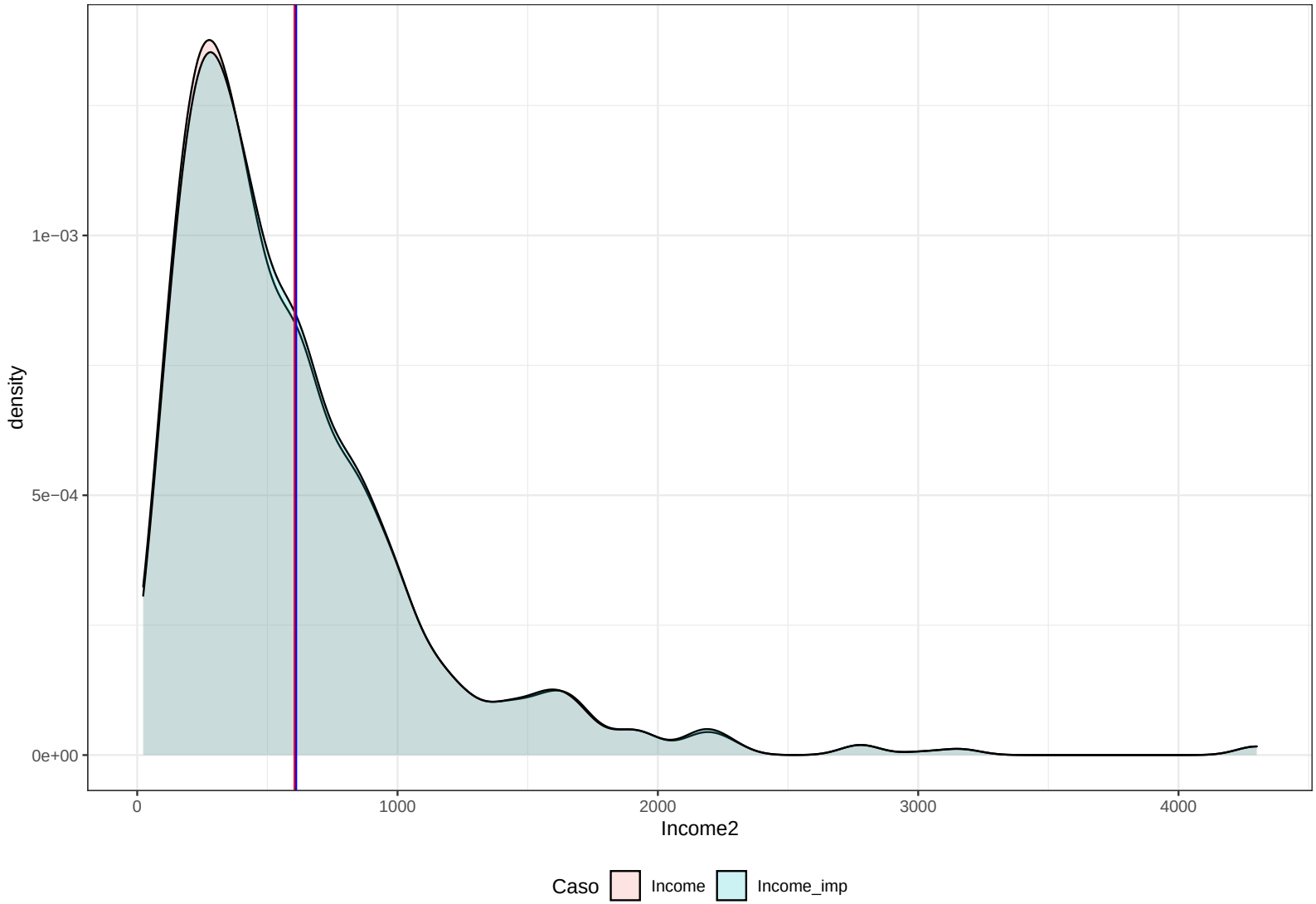
Imputación por el vecino más cercano


```
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot8 <- tidyr::gather(
  encuesta %>% select(Zone,Sex,Income, Income_imp),
  key = "Caso", value = "Income2", -Zone,-Sex)

p1 <- ggplot(dat_plot8, aes(x = Income2, fill = Caso)
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income_imp),
               col = "blue")
p1
```

Imputación por el vecino más cercano

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



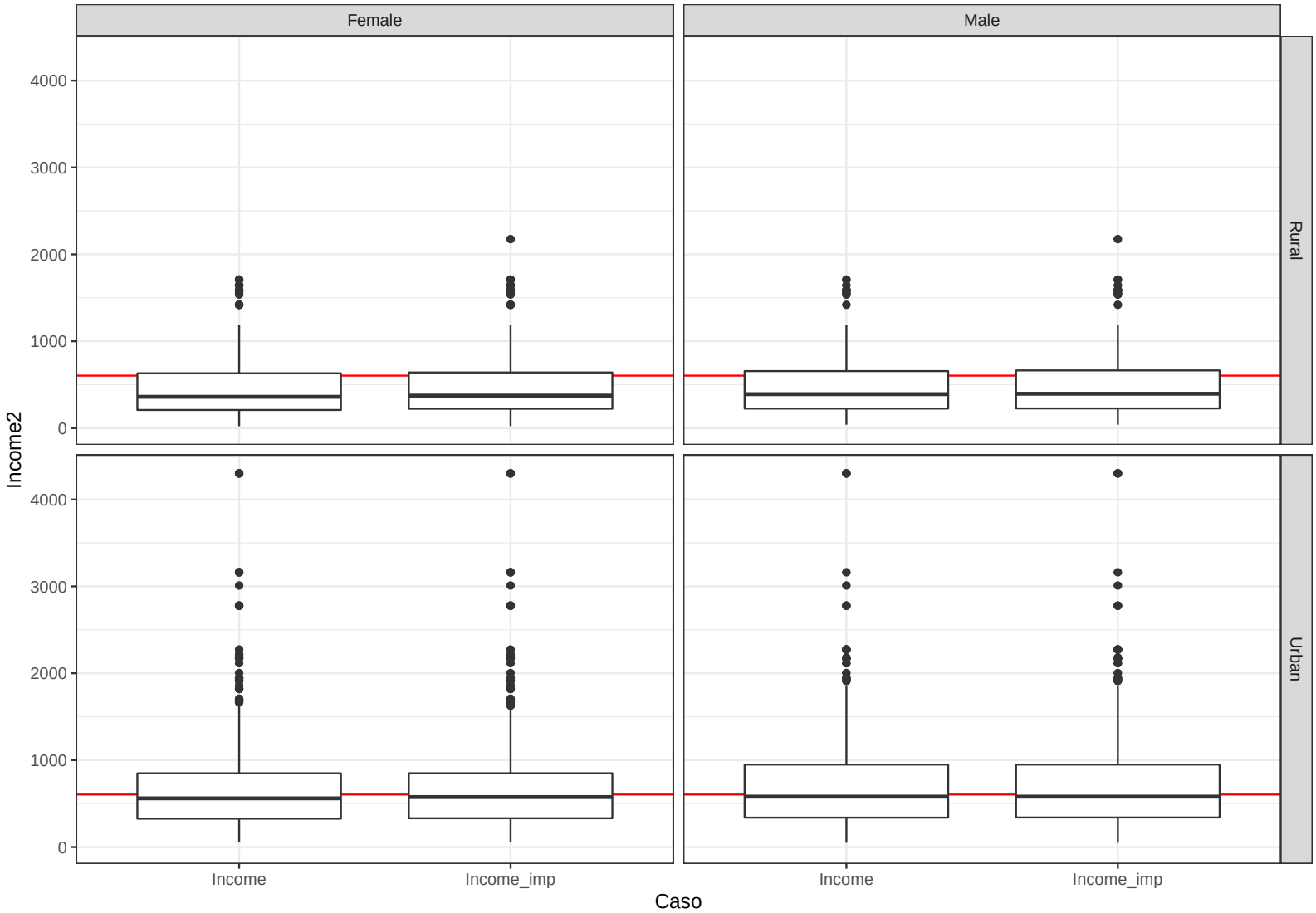
Imputación por el vecino más cercano


```
p1 <- ggplot(dat_plot8, aes(x= Caso, y = Income2)) +
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
              col = "red") +  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()
p1
```

Imputación por el vecino más cercano

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Imputación por el vecino más cercano con regresión

- **Paso 1**: Ajustar un modelo de regresión.

NOTA Se toma es la información observada en el donante.

Imputación por el vecino más cercano con regresión

- **Paso 1**: Ajustar un modelo de regresión.
- **Paso 2**: Realizar la predicción de los valores observados y no observados.

NOTA Se toma es la información observada en el donante.

Imputación por el vecino más cercano con regresión

- **Paso 1**: Ajustar un modelo de regresión.
- **Paso 2**: Realizar la predicción de los valores observados y no observados.
- **Paso 3**: Comparar las predicciones obtenidas para los valores observados y no observados.

NOTA Se toma es la información observada en el donante.

Imputación por el vecino más cercano con regresión

- **Paso 1**: Ajustar un modelo de regresión.
- **Paso 2**: Realizar la predicción de los valores observados y no observados.
- **Paso 3**: Comparar las predicciones obtenidas para los valores observados y no observados.
- **Paso 4**: Para la i-ésima observación identificar el donante con la menor distancia al receptor.

NOTA Se toma es la información observada en el donante.

Imputación por el vecino más cercano con regresión

- **Paso 1**: Ajustar un modelo de regresión.
- **Paso 2**: Realizar la predicción de los valores observados y no observados.
- **Paso 3**: Comparar las predicciones obtenidas para los valores observados y no observados.
- **Paso 4**: Para la i-ésima observación identificar el donante con la menor distancia al receptor.
- **Paso 5**: Reemplazar el valor faltante con la información proveniente del donante.

NOTA Se toma es la información observada en el donante.

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
encuesta$Income_imp <- encuesta$Income_missin
encuesta$Employment_imp <- encuesta$Employment_missin
encuesta_obs <- filter(encuesta,
                       !is.na(Income_missin))
encuesta_no_obs <- filter(encuesta,
                          is.na(Income_missin))
mod <- lm(Income~Zone + Sex +Expenditure,
          data = encuesta_obs)
```

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
pred_Obs <- predict(mod, encuesta_obs)
pred_no_Obs <- predict(mod, encuesta_no_obs)

for(ii in 1:nrow(encuesta_no_obs)){
don_ii <- which.min(abs(pred_no_Obs[ii] - pred_Obs))
encuesta_no_obs$Income_imp[[ii]] <-
  encuesta_obs$Income_missin[[don_ii]]
encuesta_no_obs$Employment_imp[[ii]] <-
  encuesta_obs$Employment_missin[[don_ii]]
}

encuesta <- bind_rows(encuesta_obs,encuesta_no_obs)
```

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_missin, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0341	0.2991	0.4667	0.2001

```
prop.table(
  table(encuesta$Employment_imp, useNA = "a"))
```

Unemployed	Inactive	Employed	NA
0.0399	0.3731	0.587	0

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0117	0.1506	0.2209	0.1006	0.4838
Urban	0.0224	0.1485	0.2459	0.0995	0.5162
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Zone, encuesta$Employment_
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Rural	0.0138	0.1905	0.2794	0	0.4838

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_m
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0106	0.2278	0.2012	0.0990	0.5386
Male	0.0234	0.0713	0.2656	0.1011	0.4614
NA	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Sum	0.0341	0.2991	0.4667	0.2001	1.0000

```
prop.table( table(encuesta$Sex, encuesta$Employment_i
        useNA = "a")) %>% addmargins()
```

/	Unemployed	Inactive	Employed	NA	Sum
Female	0.0122	0.2725	0.2539	0	0.5386

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
encuesta %>% summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
604.2	513.1	608.1	515.5

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
encuesta %>%group_by(Zone) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Zone	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Rural	469.1	336.6	476.1	342.7
Urban	730.9	609.0	731.8	611.1

Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
encuesta %>%group_by(Sex) %>%  summarise(
  Income_ = mean(Income),
  Income_sd = sd(Income),
  Income_imp_ = mean(Income_imp),
  Income_imp_sd = sd(Income_imp))
```

Sex	Income_	Income_sd	Income_imp_	Income_imp_sd
Female	589.2	504.3	592.6	508.4
Male	621.8	522.9	626.1	523.5

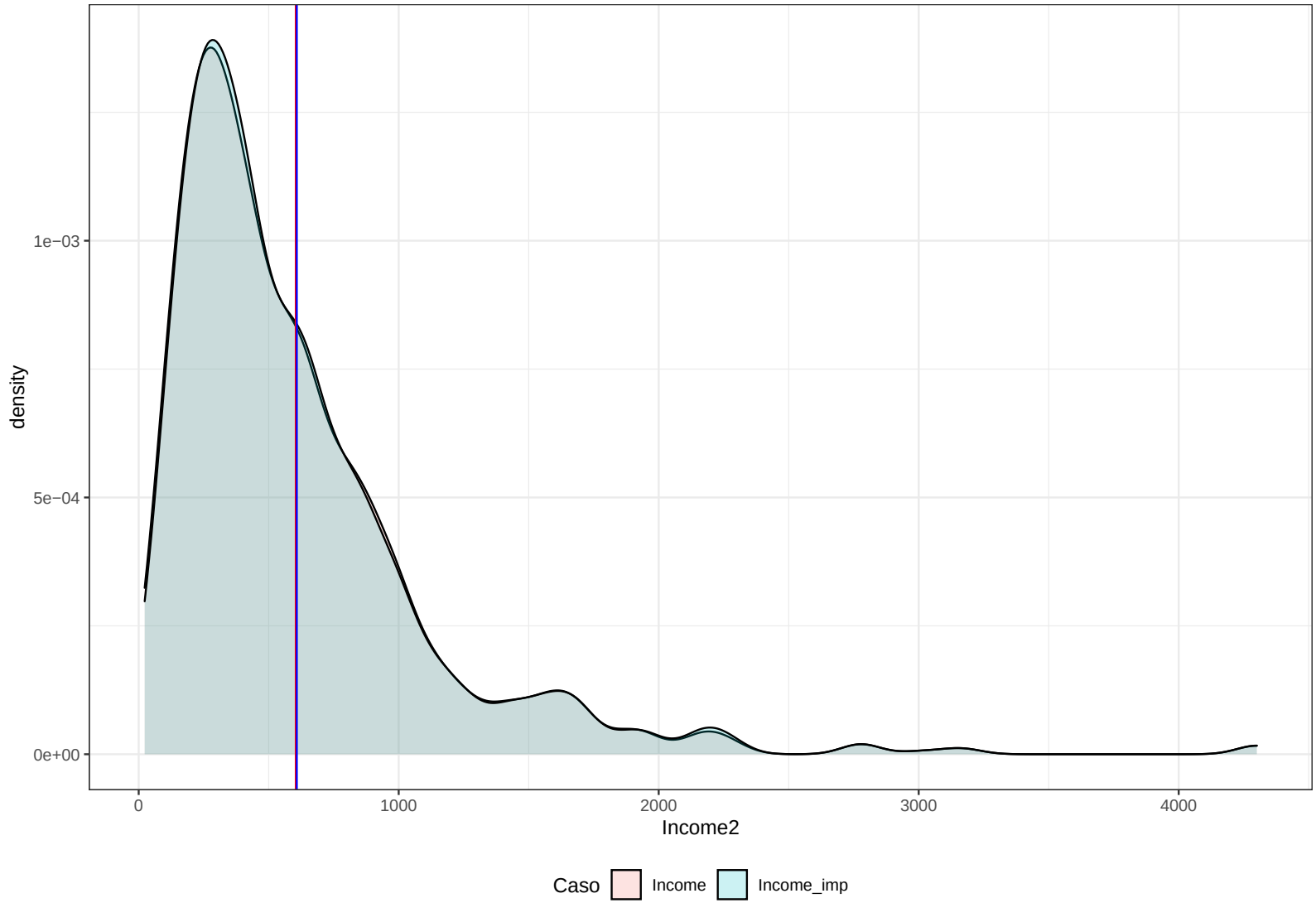
Imputación por el vecino más cercano con regresión


```
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot9 <- tidyr::gather(
  encuesta %>% select(Zone,Sex,Income, Income_imp),
  key = "Caso", value = "Income2", -Zone,-Sex)

p1 <- ggplot(dat_plot9, aes(x = Income2, fill = Caso)
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income),
               col = "red") +
  geom_vline(
    xintercept = mean(encuesta$Income_imp),
               col = "blue")
p1
```

Imputación por el vecino más cercano

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



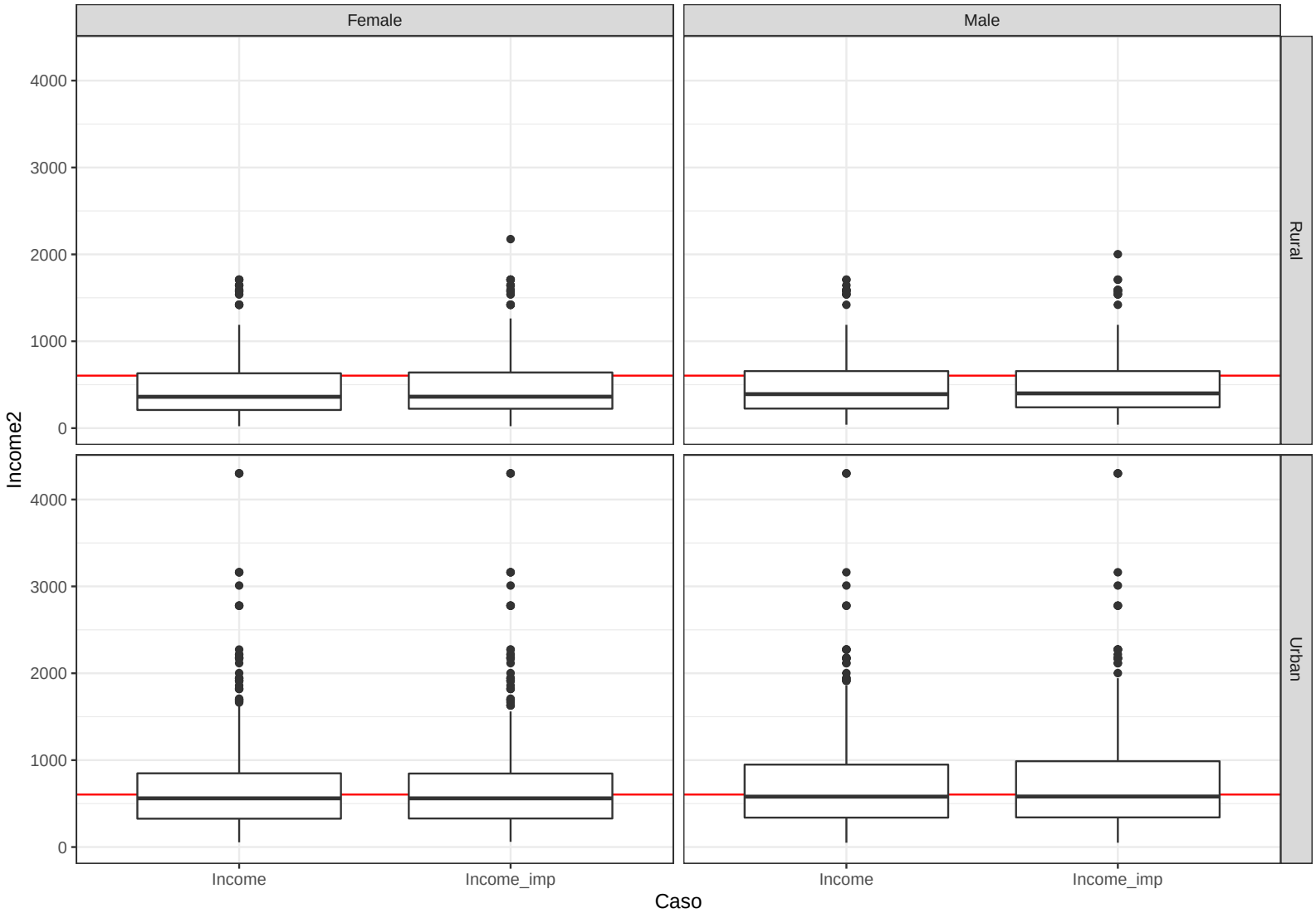
Imputación por el vecino más cercano


```
p1 <- ggplot(dat_plot9, aes(x= Caso, y = Income2)) +
   geom_hline(yintercept = mean(encuesta$Income),
              col = "red") +  geom_boxplot() +
  facet_grid(Zone~Sex) + theme_bw()
p1
```

Imputación por el vecino más cercano

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Introducción a la imputación múltiple.

Suponga que existe un conjunto de n datos que relaciona dos variables X, Y, a través del siguiente modelo de regresión simple:

$$y_i = \beta x_i + \varepsilon_i$$

Para todo individuo $i = 1, \ldots, n.$, de tal manera que los errores tienen distribución normal con $E(\varepsilon) = 0$ y $Var(\varepsilon) = \sigma^2$.

Introducción a la imputación múltiple.

- Sea Y_{Obs} los valores observados para un conjunto de individuos de tamaño n_1.

Simulación

Simular un conjunto de $n = 500$ datos con una pendiente $\beta = 10$ y con una dispersión de $\sigma = 2$. A su vez, el conjunto de datos tendrá $n_0 = 200$ valores faltantes en la variable respuesta.

Introducción a la imputación múltiple.

- Sea Y_{Obs} los valores observados para un conjunto de individuos de tamaño n_1.
- Sea Y_{NoObs} los valores **NO** observados de la variable Y de tamaño n_0, es decir, $n_1 + n_0 = n$.

Simulación

Simular un conjunto de $n = 500$ datos con una pendiente $\beta = 10$ y con una dispersión de $\sigma = 2$. A su vez, el conjunto de datos tendrá $n_0 = 200$ valores faltantes en la variable respuesta.

Introducción a la imputación múltiple.

- Sea Y_{Obs} los valores observados para un conjunto de individuos de tamaño n_1.
- Sea Y_{NoObs} los valores **NO** observados de la variable Y de tamaño n_0, es decir, $n_1 + n_0 = n$.
- Suponga que sí fue posible observar los valores de la covariable X para todos los individuos en la muestra.

Simulación

Simular un conjunto de $n = 500$ datos con una pendiente $\beta = 10$ y con una dispersión de $\sigma = 2$. A su vez, el conjunto de datos tendrá $n_0 = 200$ valores faltantes en la variable respuesta.

Introducción a la imputación múltiple.

El algoritmo de simulación.

```
generar <- function(n = 500, n_0 = 200,
                    beta = 10, sigma = 2){
  x <- runif(n)
  mu <- beta * x
  y <- mu + rnorm(n, mean = 0, sd = sigma)
  datos <- data.frame(x = x, y = y)
  faltantes <- sample(n, n_0)
  datos$faltantes <- "No"
  datos$faltantes[faltantes] <- "Si"
  datos$y.per <- y
  datos$y.per[faltantes] <- NA
  return(datos)
}
```

Introducción a la imputación múltiple.


```
set.seed(1234)
datos <- generar()
head(datos,12)
```

x	y	faltantes	y.per
0.1137	2.0109	No	2.011
0.6223	8.3432	No	8.343
0.6093	6.9971	No	6.997
0.6234	7.5602	Si	NA
0.8609	6.3364	No	6.336
0.6403	5.6621	No	5.662
0.0095	3.0489	No	3.049
0.2326	-0.1223	Si	NA
0.6661	7.1770	Si	NA
0.5143	5.9525	No	5.952
0.6026	8.8875	No	8.887

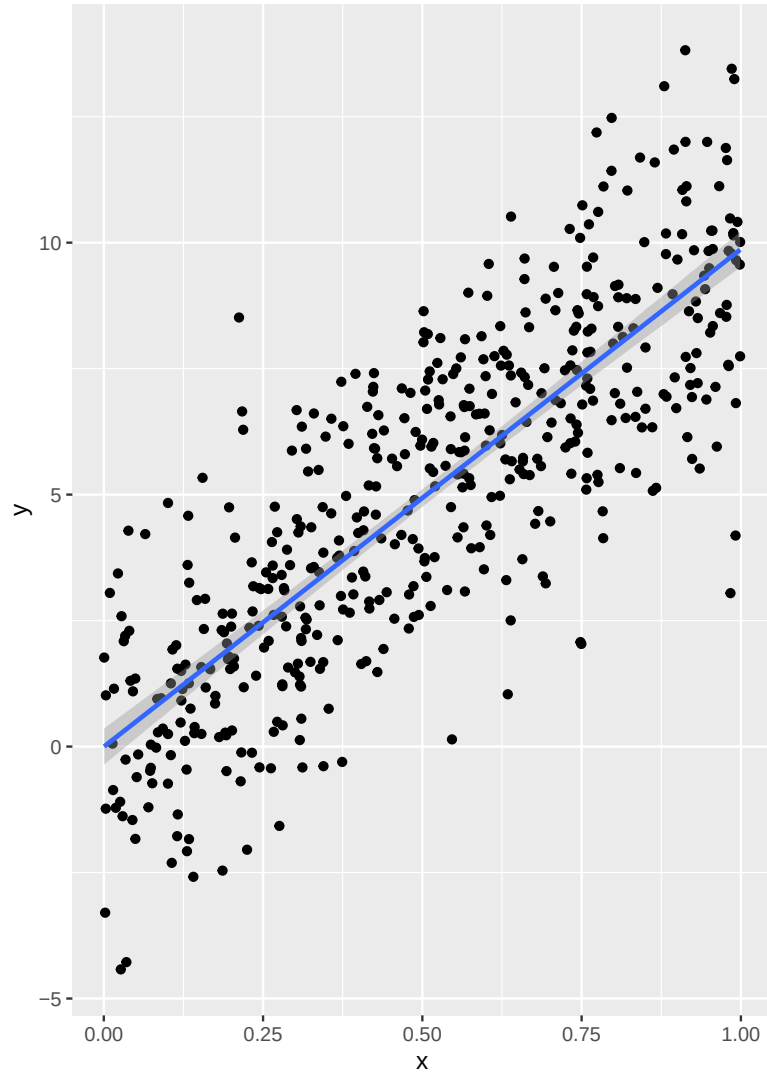
Introducción a la imputación múltiple.

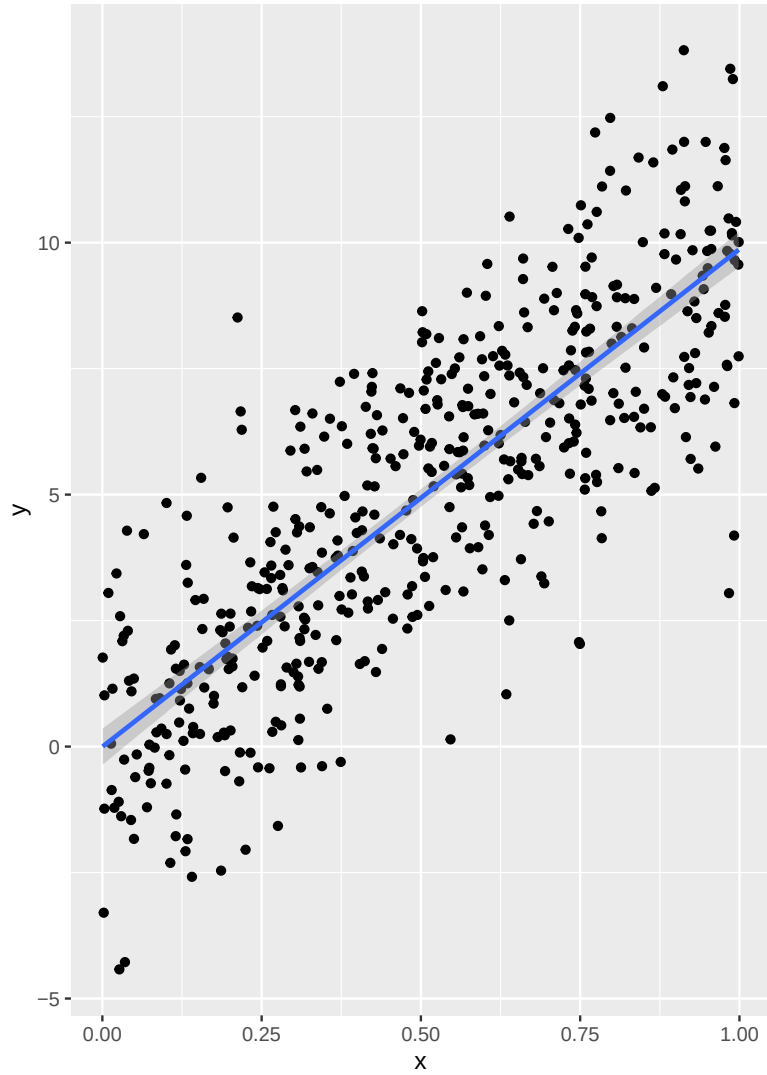

```
library(patchwork)
p1 <- ggplot(data = datos, aes(x = x, y = y)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(formula = y~x , method = "lm")
p2 <- ggplot(data = datos, aes(x = x, y = y.per)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(formula = y~x , method = "lm")

p1 | p1
```

Introducción a la imputación múltiple.

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.





Introducción a la imputación múltiple.

Ahora, dado el 40% de valores faltantes, es necesario imputar los datos faltantes. Para esto, utilizaremos la técnica de imputación múltiple propuesta por Rubin (1987)[1]. La idea consiste en generar $M > 1$ conjuntos de valores para los datos faltantes. Al final, el valor *imputado* corresponderá al promedio de esos M valores.

[1] Rubin, D. B. (1987). Multiple imputation for survey nonresponse.

Introducción a la imputación múltiple

Hay varias maneras de realizar la imputación:

- **Ingenua**: Esta clase de imputación carece de aleatoriedad y por tanto, la varianza de β va a ser subestimada.

Introducción a la imputación múltiple

Hay varias maneras de realizar la imputación:

- **Ingenua**: Esta clase de imputación carece de aleatoriedad y por tanto, la varianza de β va a ser subestimada.
- **Bootstrap**: Se seleccionan m muestras bootstrap, y para cada una se estiman los parámetros β y σ para generar $\dot{y}_i$. Al final se promedian los m valores y se imputa el valor faltante.

Introducción a la imputación múltiple

Hay varias maneras de realizar la imputación:

- **Ingenua**: Esta clase de imputación carece de aleatoriedad y por tanto, la varianza de β va a ser subestimada.
- **Bootstrap**: Se seleccionan m muestras bootstrap, y para cada una se estiman los parámetros β y σ para generar $\dot{y}_i$. Al final se promedian los m valores y se imputa el valor faltante.
- **Bayesiana**: Se definen las distribuciones posteriores de β y σ para generar M valores de estos parámetros y por tanto M valores de $\dot{y}_i$. Al final se promedian los M valores y se imputa el valor faltante.

Introducción a la imputación múltiple

Dado que el interés es la estimación de la pendiente de la regresión simple β, entonces la esperanza estimada al utilizar la metodología de imputación múltiple está dada por:

$$E(\hat{\beta}|Y_{obs}) = E(E(\hat{\beta}|Y_{obs}, Y_{mis})|Y_{obs})$$

Esta expresión es estimada por el promedio de las M estimaciones puntuales de $\hat{\beta}$ sobre las M imputaciones, dado por:

$$\bar{\hat{\beta}} = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\hat{\beta}_m$$

Introducción a la imputación múltiple

La varianza estimada al utilizar la metodología de imputación múltiple está dada por la siguiente expresión:

$$V(\hat{\beta}|Y_{obs}) = E(V(\hat{\beta}|Y_{obs}, Y_{mis})|Y_{obs}) + V(E(\hat{\beta}|Y_{obs}, Y_{mis})|Y_{obs})$$

La primera parte de la anterior expresión se estima como el promedio de las varianzas muestrales de $\hat{\beta}$ sobre las M imputaciones, dado por:

$$\bar{U} = \frac{1}{M} = \sum_{m=1}^{M} Var(\beta)$$

El segundo término se estima como la varianza muestral de las M estimaciones puntuales de $\hat{\beta}$ sobre las M imputaciones, dada por:

$$B = \frac{1}{M-1} = \sum_{m=1}^{M} (\hat{\beta}_m - \bar{\hat{\beta}})$$

Introducción a la imputación múltiple

Es necesario tener en cuenta un factor de corrección (puesto que M es finito). Por tanto, la estimación del segundo término viene dada por la siguiente expresión:

$$(1 + \frac{1}{M})B$$

Por tanto, la varianza estimada es igual a:

$$\hat{V}(\hat{\beta}|Y_{obs}) = \bar{U} + (1 + \frac{1}{M})B$$

Imputación Bootstrap

Una función que realiza esta imputación es la siguiente:

```
im.bootstrap <- function(datos, M = 15){
  library(dplyr)
  n <- nrow(datos)
  datos1 <- na.omit(datos)
  n1 <- nrow(datos1)
  n0 <- n - n1
  Ind <- is.na(datos$y.per)
  faltantes.boot <- NULL
  beta1 <- NULL
  sigma1 <- NULL
## Continua...
```

Imputación Bootstrap

Continuando...

```
for (m in 1:M){
    datos.m <- dplyr::sample_n(datos1, n1, replace = TRUE)
    model1 <- lm(y ~ 0 + x, data = datos.m)
    beta <- model1$coeff
    sigma <- sqrt(anova(model1)[["Mean Sq"]][2])
    faltantes.boot <- rnorm(n0, datos$x[Ind] * beta,
                            sd = sigma)
    datos$y.per[Ind] <-  faltantes.boot
    model.input <- lm(y.per ~ 0 + x, data = datos)
    beta1[m] <- model.input$coeff
    sigma1[m] <- summary(model.input)$coeff[2]
  }
  beta.input <- mean(beta1)
  u.bar <- mean(sigma1 ^ 2)
  B <- var(beta1)
  beta.sd <- sqrt(u.bar + B + B/M)
  result <- list(new = datos, beta = beta.input,
                 sd = beta.sd)
}
```

Imputación Bootstrap

Al aplicar la función sobre el conjunto de datos creado, se obtienen las siguientes salidas:

```
datos <- generar()
im.bootstrap(datos)$beta
```

```
## [1] 10.3
```

```
im.bootstrap(datos)$sd
```

```
## [1] 0.2222
```

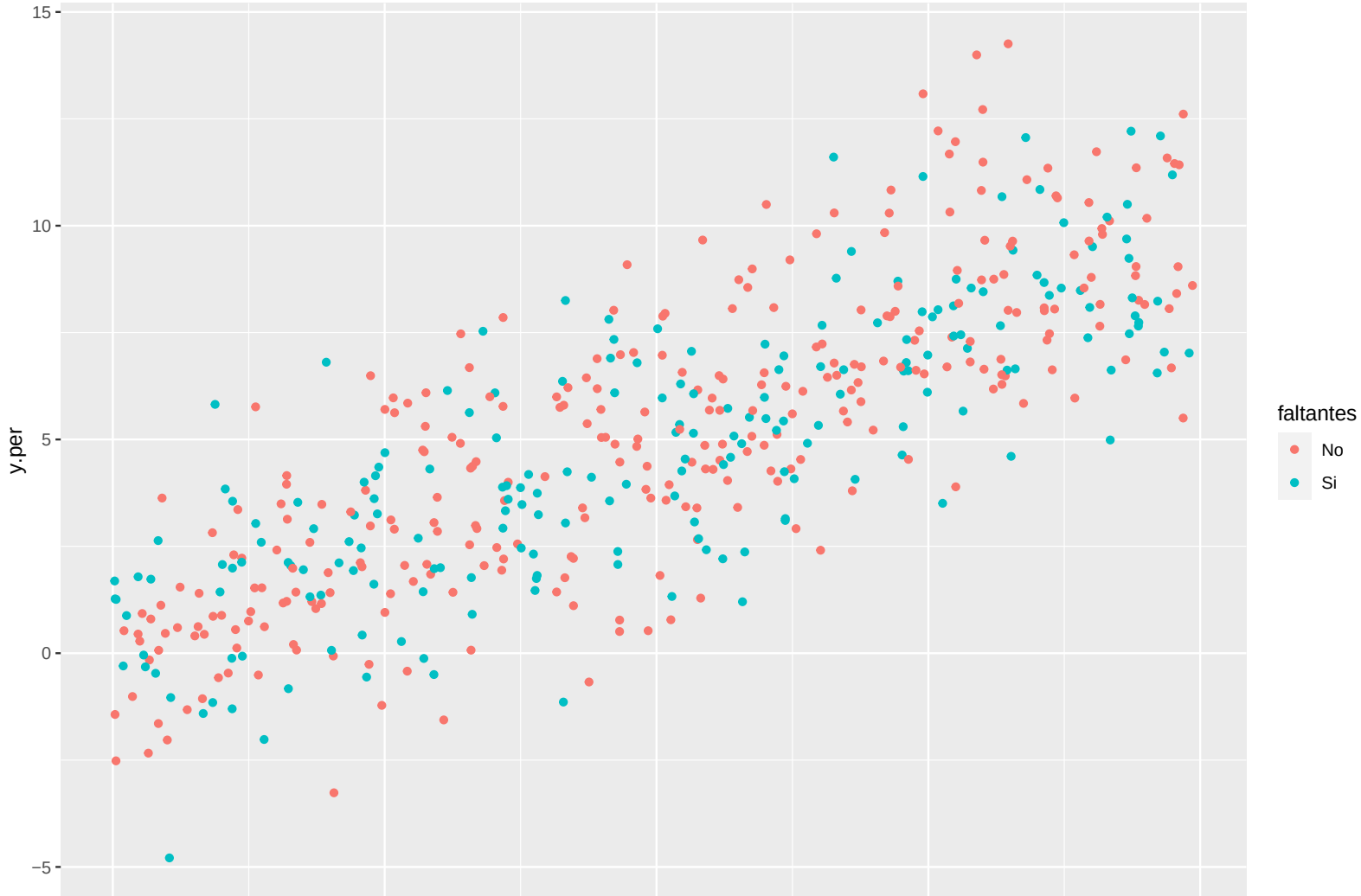
```
head(im.bootstrap(datos)$new)
```

x	y	faltantes	y.per
0.2173	0.2872	Si	0.4423
0.2953	1.5861	Si	1.8694

Imputación Bootstrap

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.

Nótese que existe una buena dispersión en los valores imputados.



Imputación Bootstrap en la encuesta.


```
encuesta$Income_imp <- encuesta$Income_missin
encuesta$Employment_imp <- encuesta$Employment_missin
encuesta_obs <- filter(encuesta,
                       !is.na(Income_missin))
encuesta_no_obs <- filter(encuesta,
                          is.na(Income_missin))
n0 <- nrow(encuesta_no_obs)
n1 <- nrow(encuesta_obs)
```

Imputación Bootstrap en la encuesta.


```
M = 10
set.seed(1234)
for (ii in 1:M) {
vp <- paste0("Income_vp_",ii)
vp2 <- paste0("Employment_vp_",ii)

encuesta_temp <- encuesta_obs %>%
  sample_n(size = n1, replace = TRUE)

mod <- lm(Income~Zone + Sex +Expenditure,
          data = encuesta_temp)
mod.mult <- multinom(Employment~Zone + Sex +Expenditure,
          data = encuesta_temp)

encuesta_no_obs[[vp]] <- predict(mod, encuesta_no_obs)
encuesta_obs[[vp]] <- encuesta_obs$Income

encuesta_no_obs[[vp2]] <- predict(mod.mult,
                                  encuesta_no_obs,type = "class")
encuesta_obs[[vp2]] <- encuesta_obs$Employment
```

Imputación Bootstrap en la encuesta.


```
select(encuesta_no_obs,
       Income, matches("Income_vp_"))[1:10,1:4]
```

Income	Income_vp_1	Income_vp_2	Income_vp_3
409.87	550.2	566.0	567.8
409.87	561.1	529.3	541.8
90.92	210.6	225.8	164.0
90.92	221.5	189.1	138.0
90.92	210.6	225.8	164.0
135.33	222.7	237.9	178.4
135.33	222.7	237.9	178.4
1539.75	784.9	801.1	846.8
336.00	507.9	472.8	439.7
685.48	593.0	558.1	540.9

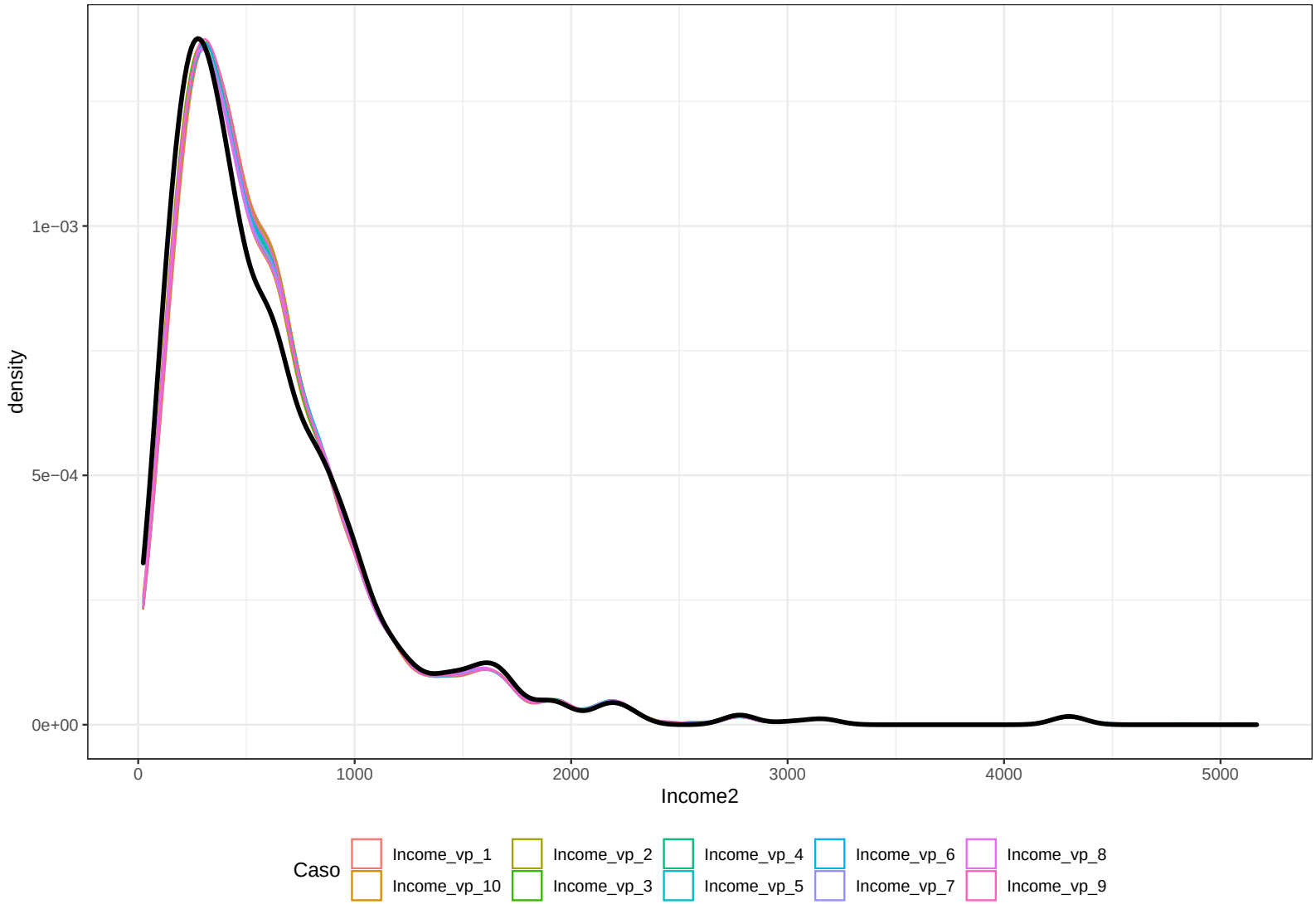
Imputación Bootstrap en la encuesta.


```
encuesta <- bind_rows(encuesta_obs, encuesta_no_obs)
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot10 <- tidyr::gather(
  encuesta %>% select(Zone,Sex,matches("Income_vp_")),
  key = "Caso", value = "Income2", -Zone,-Sex)

p1 <- ggplot(dat_plot10, aes(x = Income2, col = Caso)) +
  geom_density(alpha = 0.2) + theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  geom_density(data = encuesta ,aes(x = Income),
                col =  "black", size = 1.2)

p1
```

Imputación por el vecino más cercano

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



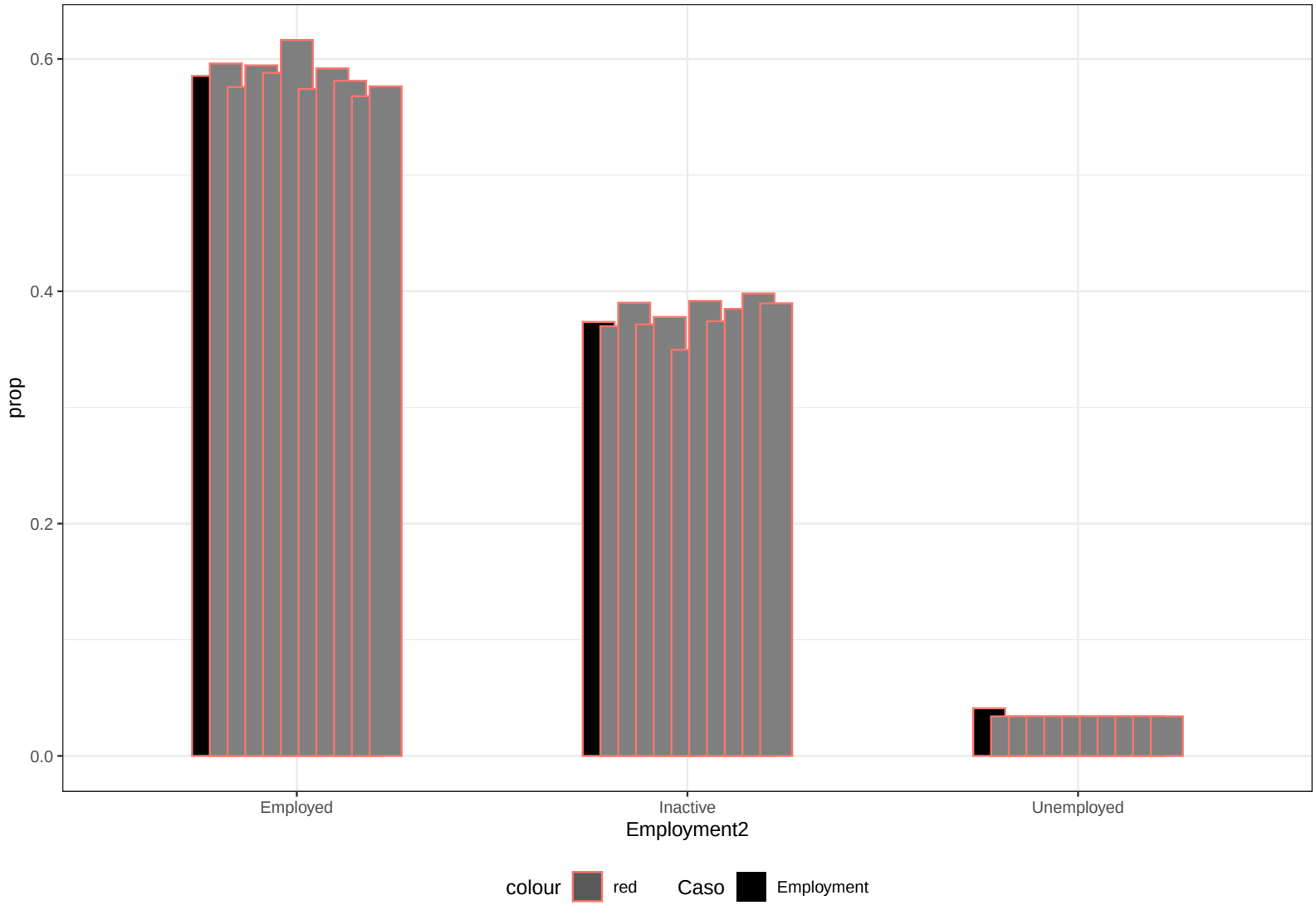
Imputación Bootstrap en la encuesta.


```
## Ordenando la base para gráfica
dat_plot11 <- tidyr::gather(
  encuesta %>%
  select(Zone,Sex, Employment,matches("Employment_vp_
  key = "Caso", value = "Employment2", -Zone,-Sex) %>
  group_by(Caso,Employment2) %>% tally() %>%
  group_by(Caso) %>% mutate(prop = n/sum(n))

p1 <- ggplot(dat_plot11,
         aes(x = Employment2, y = prop,
             fill = Caso, color="red")) +
        geom_bar(stat="identity",
           position = position_dodge(width = 0.5))  +
   theme_bw() +
   theme(legend.position = "bottom") +
  scale_fill_manual(values = c("Employment" = "black"
```

Imputación por el vecino más cercano

Análisis de encuestas de hogares con R

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.



Definir diseño de la muestra con `srvyr`


```
library(srvyr)

diseno <- encuesta %>%
  as_survey_design(
    strata = Stratum,
    ids = PSU,
    weights = wk,
    nest = T
  )
```

Estimación del promedio con valores plausibles (vp)


```
estimacion_vp <-  diseno %>%
 summarise(
   vp1 = survey_mean(Income_vp_1, vartype = c("var"))
   vp2 = survey_mean(Income_vp_2, vartype = c("var"))
   vp3 = survey_mean(Income_vp_3, vartype = c("var"))
   vp4 = survey_mean(Income_vp_4, vartype = c("var"))
   vp5 = survey_mean(Income_vp_5, vartype = c("var"))
   vp6 = survey_mean(Income_vp_6, vartype = c("var"))
   vp7 = survey_mean(Income_vp_7, vartype = c("var"))
   vp8 = survey_mean(Income_vp_8, vartype = c("var"))
   vp9 = survey_mean(Income_vp_9, vartype = c("var"))
   vp10 =survey_mean(Income_vp_10, vartype = c("var")
```

Estimación del promedio con valores plausibles (vp)

vp	promedio	var
1	619.4	845.7
2	615.8	870.0
3	617.6	844.6
4	617.4	867.5
5	617.7	856.8
6	620.0	857.8
7	617.1	852.7
8	618.3	860.8
9	619.3	867.9
10	616.9	850.1

Estimación del promedio con valores plausibles (vp)


```
Media_vp = mean(estimacion_vp$promedio)
(Ubar = mean(estimacion_vp$var))
```

```
## [1] 857.4
```

```
(B = var(estimacion_vp$promedio))
```

```
## [1] 1.646
```

```
var_vp = Ubar + (1 + 1/M)
(resultado <- data.frame(Media_vp,
                         Media_vp_se = sqrt(var_vp)))
```

Media_vp	Media_vp_se
618	29.3

Estimación de la varianza con valores plausibles (vp)


```
estimacion_var_vp <-  diseno %>%
  summarise_at(vars(matches("Income_vp")),
                  survey_var,  vartype = "var" )
```

Estimación de la varianza con valores plausibles (vp)

vp	promedio	var
1	262690	3.075e+09
2	263092	3.080e+09
3	274370	3.238e+09
4	269127	3.165e+09
5	270450	3.165e+09
6	264993	3.107e+09
7	270916	3.176e+09
8	276070	3.252e+09
9	265061	3.111e+09
10	275462	3.258e+09

Estimación de la varianza con valores plausibles (vp)


```
Media_var_vp = mean(estimacion_var_vp$promedio)
(Ubar = mean(estimacion_var_vp$var))
```

```
## [1] 3.163e+09
```

```
(B = var(estimacion_var_vp$promedio))
```

```
## [1] 25796144
```

```
var_var_vp = Ubar + (1 + 1/M)*B
resultado$var_vp <- Media_var_vp
resultado$var_vp_se <- sqrt(var_var_vp)
```

Comparando resultados con valores plausibles (vp)


```
diseno %>% summarise(Media = survey_mean(Income),
                     Var = survey_var(Income))
```

Media	Media_se	Var	Var_se
607.6	31.71	282539	63156

```
resultado
```

Media_vp	Media_vp_se	var_vp	var_vp_se
618	29.3	269223	56489

Estimación de la proporción con valores plausibles (vp)


```
estimacion_prop_vp <-
  lapply(paste0("Employment_vp_",1:10),
         function(vp){
          diseno %>%
           group_by_at(vars(Employment = vp)) %>%
  summarise(prop = survey_mean(vartype = "var"),
                .groups = "drop") %>%
           mutate(vp = vp)
         }) %>% bind_rows()
```

Estimación de la varianza con valores plausibles (vp)

vp	Employment	prop	prop_var
1	Unemployed	0.0356	0e+00
1	Inactive	0.3754	2e-04
1	Employed	0.5891	2e-04
2	Unemployed	0.0356	0e+00
2	Inactive	0.3771	2e-04
2	Employed	0.5873	2e-04
3	Unemployed	0.0356	0e+00
3	Inactive	0.3868	2e-04
3	Employed	0.5776	2e-04
4	Unemployed	0.0356	0e+00
4	Inactive	0.3549	2e-04
4	Employed	0.6095	2e-04

Estimación de la varianza con valores plausibles (vp)


```
resultado = estimacion_prop_vp %>%
  group_by(Employment) %>%
  summarise(prop_pv = mean(prop),
            Ubar = mean(prop_var),
            B = var(prop)) %>%
  mutate(prop_pv_var = Ubar + (1 + 1/M)*B)
```

Comparando resultados con valores plausibles (vp)


```
diseno %>%  group_by(Employment ) %>%
 summarise(prop = survey_mean(vartype = "var"))
```

Employment	prop	prop_var
Unemployed	0.0429	1e-04
Inactive	0.3840	2e-04
Employed	0.5731	2e-04

```
resultado
```

Employment	prop_pv	Ubar	B	prop_pv_var
Unemployed	0.0356	0e+00	0e+00	0e+00
Inactive	0.3868	2e-04	2e-04	5e-04
Employed	0.5776	2e-04	2e-04	4e-04

Lectura de múltiples bases

Para realizar la lectura de múltiples bases debemos conocer las rutas donde estas estas guardadas para ello empleamos la función `file.list` del paquete base, que nos permite tener un listado completo de los archivos.

```
(data_path <- list.files("Z:/BC/",full.names = TRUE,
                         pattern = "2020") )
```

Lectura de múltiples bases


```
##  [1] "Z:/BC/ARG_2020N.dta"  "Z:/BC/BOL_2020N.dta"  "Z:/BC/BRA_2020N1.
##  [4] "Z:/BC/CHL_2020N.dta"  "Z:/BC/COL_2020N1.dta" "Z:/BC/CRI_2020N1.
##  [7] "Z:/BC/DOM_2020N1.dta" "Z:/BC/ECU_2020N.dta"  "Z:/BC/MEX_2020N1.
## [10] "Z:/BC/PER_2020N.dta"  "Z:/BC/PRY_2020N.dta"  "Z:/BC/SLV_2020N.d
## [13] "Z:/BC/URY_2020N.dta"
```

Lectura de encuestas e imputación de datos

Dado que el proceso de imputación es un proceso más complejo que estimar promedios o proporciones se hace necesario construir una función adaptada a nuestras necesidades que nos ayude con el proceso

Función para el proceso de imputación (Promedio sin condicionar)

Para el siguiente ejercicio se considero la variable ingresos (ingcorte) y se considera un valor perdido cuando `ingcorte = 0` que toma valores perdidos

```
imp_media <- function(input_file){
  ## Identificando el nombre del país
  pais = gsub("Z:\\/BC\\/(.*)_.*","\\1",x = input_file)
  ## Paso 1: lectura y selección de variables
  encuesta <- read_dta(input_file) %>%
    transmute(ingcorte,
              ingcorte_imp = ifelse(ingcorte==0,NA,ingcorte))
  ## Paso 2: Definir el método de imputación
  media = mean(encuesta$ingcorte_imp, na.rm = TRUE)
  ## Paso 3: Aplicar el método de imputación
  encuesta %<>%
    mutate(pais = pais,
      ingcorte_media = ifelse(is.na(ingcorte_imp),
                              media, ingcorte_imp))
  ## Paso 4: Retornar el resultado
  return(encuesta)
}
```

Procesando encuestas múltiples

Para aplicar la función `imp_media` en las diferentes encuestas ejecutamos la siguiente sintaxis.

```
library(furrr)
library(haven)
future::plan(multiprocess)
temp <- data_path %>%
    future_map_dfr(~imp_media(.x),.progress = FALSE)

temp %>% filter(is.na(ingcorte_imp)) %>% head( 10)
```

La función `future_map_dfr` es utilizada para trabajar con los elementos de una lista, ademas realizar procesamiento en paralelo, es decir, cada núcleo del ordenador opera una encuesta diferente, lo que permite reducir los tiempos de computacionales

Procesando encuestas múltiples (Resultado)

Los resultados se muestran en el orden de lectura de los archivos

ingcorte	ingcorte_imp	pais	ingcorte_media
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646
0	NA	ARG	23646

Comparando resultados en los paises.


```
temp %>% group_by(pais) %>%
  summarise_all(mean,  na.rm = TRUE)
```

pais	ingcorte	ingcorte_imp	ingcorte_media
ARG	23532.3	23646.3	23646.3
BOL	1490.4	1490.7	1490.7
BRA	1414.4	1439.5	1439.5
CHL	371817.5	376608.4	376608.4
COL	645295.6	664136.5	664136.5
CRI	245640.0	247150.2	247150.2
DOM	10767.8	10784.5	10784.5
ECU	237.8	238.4	238.4
MEX	4585.2	4587.5	4587.5
PER	659.4	659.6	659.6
PRY	1328247.4	1329305.8	1329305.8

Comparando resultados en los paises.


```
temp %>% group_by(pais) %>%
  summarise_all(median,  na.rm = TRUE)
```

pais	ingcorte	ingcorte_imp	ingcorte_media
ARG	18176.9	18176.9	18176.9
BOL	1090.1	1090.5	1090.9
BRA	889.2	910.9	922.5
CHL	251115.5	253961.4	256666.7
COL	391066.7	400666.7	416666.7
CRI	154756.7	155851.7	156625.0
DOM	8208.8	8224.0	8233.3
ECU	159.6	160.0	160.5
MEX	3199.6	3201.5	3203.0
PER	443.5	443.6	443.7
PRY	880942.9	881692.5	882454.0

Función para el proceso de imputación (Promedio condicionado)


```
imp_media_grupo <- function(input_file){
  ## Identificando el nombre del país
  pais = gsub("Z:\\/BC\\/(.*)_.*","\\1",x = input_file)
  ## Paso 1: lectura y selección de variables
  encuesta <- read_dta(input_file) %>%
    transmute(areageo2,ingcorte,
              ingcorte_imp = ifelse(ingcorte==0,NA,ingcorte))
  ## Paso 2 y 3: Definir el método de imputación
  ## aplicar el método de imputación
  encuesta %<>% group_by(areageo2) %>%
    mutate(pais = pais,
      ingcorte_media = ifelse(is.na(ingcorte_imp),
                              mean(ingcorte_imp,na.rm = TRUE ),
                              ingcorte_imp))
  ## Paso 4: Retornar el resultado
  return(encuesta)
}
```

Procesando encuestas múltiples

Para aplicar la función `imp_media_grupo` en las diferentes encuestas ejecutamos la siguiente sintaxis.

```
future::plan(multiprocess)
temp <- data_path %>%
    future_map_dfr(~imp_media_grupo(.x),.progress = F
temp %>% filter(is.na(ingcorte_imp)) %>% head( 10)
```

Procesando encuestas múltiples (Resultado)

Los resultados se muestran en el orden de lectura de los archivos

```
## # A tibble: 10 x 5
## # Groups:   areageo2 [1]
##      areageo2 ingcorte ingcorte_imp pais  ingcorte_media
##     <dbl+lbl>    <dbl>        <dbl> <chr>          <dbl>
##  1 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  2 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  3 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  4 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  5 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  6 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  7 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  8 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
##  9 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
## 10 1 [Urbano]        0           NA ARG           23646.
```

Comparando resultados en los paises.


```
temp %>% group_by(pais, areageo2) %>%
  summarise_all(mean,  na.rm = TRUE) %>%
  head(10) %>% data.frame()
```

pais	areageo2	ingcorte	ingcorte_imp	ingcorte_media
ARG	1	23532.3	23646.3	23646.3
BOL	1	1682.5	1683.0	1683.0
BOL	2	861.3	861.3	861.3
BRA	1	1604.8	1633.9	1633.9
BRA	2	844.0	858.2	858.2
CHL	1	388011.0	393210.8	393210.8
CHL	2	285715.4	288615.8	288615.8
COL	1	676789.4	698054.3	698054.3
COL	2	343237.3	346104.8	346104.8
CRI	1	285092.1	286936.9	286936.9

Comparando resultados en los paises.


```
temp %>% group_by(pais,areageo2) %>%
  summarise_all(median,  na.rm = TRUE) %>%
  head(10) %>% data.frame()
```

pais	areageo2	ingcorte	ingcorte_imp	ingcorte_media
ARG	1	18176.9	18176.9	18176.9
BOL	1	1258.4	1259.0	1259.0
BOL	2	601.8	601.8	601.8
BRA	1	1003.2	1026.0	1045.0
BRA	2	603.1	615.0	625.1
CHL	1	261447.5	264400.2	267307.0
CHL	2	209972.7	211441.6	212689.5
COL	1	412949.8	429285.7	444224.0
COL	2	236992.6	239131.3	240400.0
CRI	1	183223.1	184653.3	186190.9

Función para el proceso de imputación (Promedio condicionado)


```
imp_media_lm <- function(input_file){
  ## Identificando el nombre del país
  pais = gsub("Z:\\/BC\\/(.*)_.*","\\1",x = input_file)
  ## Paso 1: lectura y selección de variables
  encuesta <- read_dta(input_file) %>%
    transmute(areageo2,ingcorte, sexo = as.factor(sexo),edad,
              ingcorte_imp = ifelse(ingcorte==0,NA,ingcorte))
  ## Paso 2: Definir el método de imputación
  encuesta2 <- filter_all(encuesta,  all_vars(!is.na(.))) %>%
    select(-ingcorte)
  mod <- lm(ingcorte_imp~.,encuesta2)
  ## Paso 3: Aplicar el método de imputación
  encuesta$pred <- as.numeric(predict(mod,encuesta))
  encuesta %<>%
  mutate(pais = pais,ingcorte_lm = ifelse(is.na(ingcorte_imp),
                                  pred, ingcorte_imp),
         pred = NULL) %>%
    select(pais,matches("ingcorte"))
  ## Paso 4: Retornar el resultado
  return(encuesta)
}
```

Procesando encuestas múltiples

Para aplicar la función `imp_media_lm` en las diferentes encuestas ejecutamos la siguiente sintaxis.

```
future::plan(multiprocess)
temp <- data_path %>%
    future_map_dfr(~imp_media_lm(.x),.progress = FALS
temp %>% filter(is.na(ingcorte_imp)) %>% head( 10)
```

Procesando encuestas múltiples (Resultado)

Los resultados se muestran en el orden de lectura de los archivos

pais	ingcorte	ingcorte_imp	ingcorte_lm
ARG	0	NA	23629
ARG	0	NA	27954
ARG	0	NA	27928
ARG	0	NA	18823
ARG	0	NA	21126
ARG	0	NA	27928
ARG	0	NA	26690
ARG	0	NA	22617
ARG	0	NA	18597
ARG	0	NA	20114

Comparando resultados en los paises.


```
temp %>% group_by(pais) %>%
  summarise_all(mean,  na.rm = TRUE)
```

pais	ingcorte	ingcorte_imp	ingcorte_lm
ARG	23532.3	23646.3	23645.3
BOL	1490.4	1490.7	1490.8
BRA	1414.4	1439.5	1440.1
CHL	371817.5	376608.4	376725.2
COL	645295.6	664136.5	665210.3
CRI	245640.0	247150.2	247125.5
DOM	10767.8	10784.5	10784.5
ECU	237.8	238.4	238.4
MEX	4585.2	4587.5	4587.6
PER	659.4	659.6	659.6
PRY	1328247.4	1329305.8	1329429.8
SLV	179.6	180.4	180.4

Comparando resultados en los paises.


```
temp %>% group_by(pais) %>%
  summarise_all(median,  na.rm = TRUE)
```

pais	ingcorte	ingcorte_imp	ingcorte_lm
ARG	18176.9	18176.9	18176.9
BOL	1090.1	1090.5	1090.9
BRA	889.2	910.9	912.0
CHL	251115.5	253961.4	256503.0
COL	391066.7	400666.7	416639.6
CRI	154756.7	155851.7	156527.8
DOM	8208.8	8224.0	8229.2
ECU	159.6	160.0	160.3
MEX	3199.6	3201.5	3202.3
PER	443.5	443.6	443.7
PRY	880942.9	881692.5	882454.0
SLV	134.2	134.8	135.0

¡Gracias!

Andrés Gutiérrez, Ph.D.
Stalyn Guerrero M.Sc.

Email: andres.gutierrez@cepal.org