

# Modelos estadísticos simples y su variación



#### Recordemos

- ¿Qué es un modelo?
  - una representación con un propósito particular
- ¿Qué es un modelo estadístico?
  - Descripción de un proceso probabilístico con parámetros desconocidos que deben ser estimados en base a suposiciones y un conjunto de datos observados que puede haber originado
- ¿Para qué se usan?
  - describir o resumir datos
  - clasificar objetos o predecir resultados
  - anticipar los resultados de intervenciones (en ocasiones)



#### Modelo estadístico

En general, un modelo tiene la forma<sup>[1]</sup>:

$$y_i = (modelo) + error$$

- y<sub>i</sub> es el i-ésimo valor observado de la variable respuesta Y
   (o variable de salida o variable dependiente)
- (modelo) es el resultado de una función determinista basada en un conjunto de parámetros, y
- error es la diferencia aleatoria entre estos valores
- esta ecuación a veces se encuentra como:

$$y_i = (\text{modelo}) + \varepsilon_i$$
  
 $y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$ 



#### Modelo estadístico

En general, un modelo tiene la forma:

$$y_i = (modelo) + error$$

- aquí "error" no se refiere que se ha cometido una "equivocación"
- sino a la variación natural que existe entre los valores observados y los valores pronosticados por el modelo
- para no confundir (¿?), a veces se les llama variación no sistemática, variación aleatoria o residuos (e incluso, residuales)



#### Modelo estadístico

En general, un modelo tiene la forma:

$$y_i = (modelo) + error$$

- luego, este "error" está relacionado con la calidad del modelo
  - entre menor el error, mejor el modelo
  - y al contrario, errores más grandes son señales de un modelo fallido, que no describe bien los datos, no ayuda a predecirlos bien, no ayuda a clasificarlos bien
  - por ejemplo, ¿qué modelo es mejor para representar la estatura media del equipo?:
    - Y = 100 cm
    - Y = 170 cm



En general, un modelo tiene la forma:

$$y_i = (modelo) + error$$

- pero ya hemos trabajado con modelos estadísticos simples
- por ejemplo, si comenzamos a lanzar un dado
  - ¿qué proporción de veces obtendremos un número par?

¿qué cantidad de puntos veré en promedio?



En general, un modelo tiene la forma:

$$y_i = (modelo) + error$$

- pero ya hemos trabajado con modelos estadísticos simples
- por ejemplo, si comenzamos a lanzar un dado
  - ¿qué proporción de veces obtendremos un número par?

#### la mitad de las veces

¿qué cantidad de puntos veré en promedio?



En general, un modelo tiene la forma:

$$y_i = (modelo) + error$$

- pero ya hemos trabajado con modelos estadísticos simples
- por ejemplo, si comenzamos a lanzar un dado
  - ¿qué proporción de veces obtendremos un número par?

#### la mitad de las veces

¿qué cantidad de puntos veré en promedio?



 El promedio (o media) y la proporción son entonces modelos estadísticos simples que ya hemos utilizado

$$y_i$$
 = (media) + error  
 $y_i$  = (proporción) + error

- ¿Qué tan buen modelos son estas medidas?
  - tomemos un dado y comencemos a lanzarlo...
  - o simulemos en R...



Por ejemplo, tiremos un dado 6 veces:

```
set.seed(111)
dado <- 1:6
n <- 6
salida <- sample(dado, size = n, replace = TRUE)</pre>
```

- ¿qué esperamos ver en la variable salida?
  - que 3 veces sean números pares de puntos ( $\bar{p}$  = 0,5), y
  - 3,5 puntos en promedio ( $\bar{x}$  = 3,5)
- veamos:

```
> sum(salida %% 2 == 0) / n
[1] 0.3333333
> mean(salida)
[1] 3.666667
```

- primera impresión: parece haber desviaciones importantes
  - la proporción observada fue más bien 1/3, no 1/2 (error: 1/6)
  - la media estuvo más cerca (error = 1/6)



¿Y si repetimos el experimento?

```
set.seed(XXX)
dado <- 1:6
n <- 6
salida <- sample(dado, size = n, replace = TRUE)
print(sum(salida %% 2 == 0) / n)
print(mean(salida))</pre>
```

- veamos que obtiene cada equipo
  - y guardemos los valores en variables



- Ahora visualicemos estos datos
  - primero, las proporciones

```
mp < -0.5
m <- length(props)</pre>
dlp <- data.frame(</pre>
  Experimento = 1:m,
  Proporción = props,
  Ymin = sapply(props, function(x) min(x, mp)),
  Ymax = sapply(props, function(x) max(x, mp))
cols <- c("#6D9EC1", "#D55E00")
p1 < -gplot(dlp, aes(x = Experimento, y = Proporción))
p1 <- p1 + geom_point(size = 3, colour = cols[1])
p1 <- p1 + coord_cartesian(xlim = c(1, m), ylim = c(0.1, 0.9))
p1 <- p1 + scale_y_continuous(breaks = seq(0.1, 0.9, 0.2))
p1 <- p1 + scale_x_discrete(name = "", breaks = NULL)</pre>
p1 <- p1 + geom_hline(aes(yintercept = mp), colour = cols[1])
p1 <- p1 + geom_linerange(</pre>
  aes(ymin = Ymin, ymax = Ymax),
  color = cols[2], linetype = "dashed"
p1 <- p1 + theme_pubr()
```



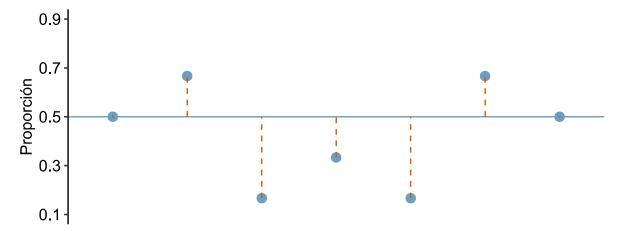
#### Ahora visualicemos estos datos

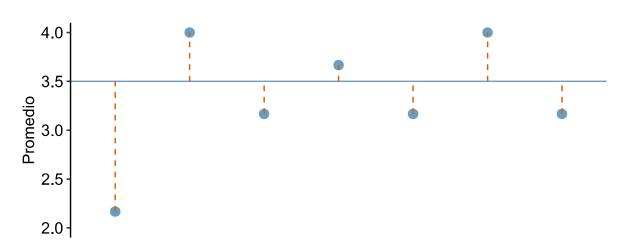
luego, los promedios

```
mm < -3.5
m <- length(proms)</pre>
dlm <- data.frame(</pre>
  Experimento = 1:m,
  Promedio = proms,
  Ymin = sapply(proms, function(x) min(x, mm)),
  Ymax = sapply(proms, function(x) max(x, mm))
cols <- c("#6D9EC1", "#D55E00")
p2 < -gplot(dlm, aes(x = Experimento, y = Promedio))
p2 <- p2 + geom_point(size = 3, colour = cols[1])</pre>
p2 < -p2 + coord_cartesian(xlim = c(1, m), ylim = c(2, 4))
p2 <- p2 + scale_y_continuous(breaks = seq(2, 4, 0.5))
p2 <- p2 + scale_x_discrete(name = "", breaks = NULL)</pre>
p2 <- p2 + geom_hline(aes(yintercept = mm), colour = cols[1])</pre>
p2 <- p2 + geom_linerange(</pre>
  aes(ymin = Ymin, ymax = Ymax),
  color = cols[2], linetype = "dashed"
p2 <- p2 + theme_pubr()</pre>
```



- Ahora visualicemos estos datos
  - Resultan gráficos como estos







- ¿Y? ¿son modelos buenos, malos, más o menos?
  - calculemos las desviaciones

```
> props - mp
> sum(props - mp)
> proms - mm
> sum(proms - mm)
```



- ¿Y? ¿son modelos buenos, malos, más o menos?
  - calculemos las desviaciones, que en mi caso son:

```
> props - mp
[1] 0.000000 0.166667 -0.333333 -0.166667 -0.333333 0.166667 0.000000
> sum(props - mp)
[1] -0.5
> proms - mm
[1] -1.333333 0.500000 -0.333333 0.166667 -0.333333 0.500000 -0.333333
> sum(proms - mm)
[1] -1.166667
```

- vemos que hay valores positivos y negativos
  - que pueden anularse fácilmente



- ¿Qué hacemos entonces?
  - aunque no es la única alternativa, lo más usado es el cuadrado de las desviaciones
  - la suma de los cuadrados de las desviaciones se usa como medida de la variabilidad en los datos
    - se suele denotar SS del inglés <u>sum of squared deviations</u>

```
> (props - mp)^2
[1] 0.000000 0.0277778 0.111111 0.0277778 0.111111 0.0277778 0.000000
> sum((props - mp)^2)
[1] 0.305556

> (proms - mm)^2
[1] 1.777778 0.250000 0.111111 0.0277778 0.111111 0.250000 0.111111
> sum((proms - mm)^2)
[1] 2.638889
```

pero SS tiene un inconveniente: crece con más datos



- ¿Qué hacemos entonces?
  - normalizar al cuadrado de las desviaciones promedio
    - se suele denotar MS del inglés mean SS
    - dividiendo SS por los grados de libertad
      - denotado gdl (o gl) o dof (o df) del inglés degrees of freedom
      - modelos que fijan un solo valor (el promedio, la proporción) para un conjunto de m valores, tienen (m 1) grados de libertad

```
> sum((props - mp)^2) / (m - 1)
[1] 0.050926
> sum((proms - mm)^2) / (m - 1)
[1] 0.439815
```

 pero ahora, la medida no está en la misma escala que la variable original



- ¿Qué hacemos entonces?
  - por lo que se suele usar la raíz cuadrada del MS
    - se suele denotar RMSD o RMSE por sus siglas en inglés

```
> sqrt(sum((props - mp)^2) / (m - 1))
[1] 0.225668
> sqrt(sum((proms - mm)^2) / (m - 1))
[1] 0.663186
```

- así, para los datos del ejemplo, el modelo cometió en promedio
  - 23% de error al predecir la proporción de números pares obtenidos al lanzar un dado 7 veces
  - 0,66 puntos de error al predecir la media de puntos obtenidos al lanzar un dado 7 veces
- si este es o no un nivel de error aceptable dependerá del contexto de los datos



- ¿Qué hacemos entonces?
  - por lo que se suele usar la raíz cuadrada del MS
    - se suele denotar RMSD o RMSE por sus siglas en inglés

```
> sqrt(sum((props - mp)^2) / (m - 1))
[1] 0.225668
> sqrt(sum((proms - mm)^2) / (m - 1))
[1] 0.663186
```

- así, para los datos del ejemplo, el modelo cometió en promedio
  - 23% de error al predecir la proporción de números pares obtenidos al lanzar un dado 7 veces
  - 0,66 puntos de error al predecir la media de puntos obtenidos al lanzar un dado 7 veces
- si este es o no un nivel de error aceptable dependerá del contexto de los datos
- Notemos: MS y RMSD son la varianza y la desviación estándar en distribuciones normales



#### En resumen

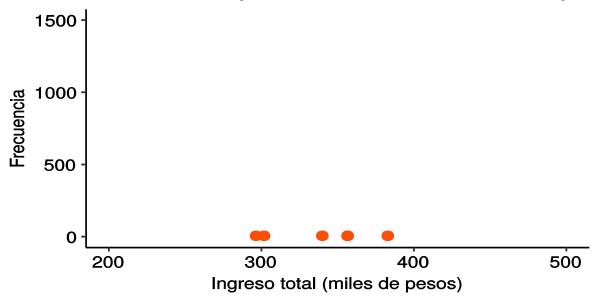
La ecuación más importante del semestre:

$$y_i = (modelo) + error$$

- en general, menor error = mejor modelo
- La media y la proporción son modelos muy simples
  - la media nos resume una v.a. numérica
  - la proporción nos resume una v.a. categórica
- Cuando no se considera a toda la población
  - hay variaciones naturales debido al muestreo
  - este es el "error" de la ecuación, no es "equivocación"
  - se puede medir por medio de la varianza (MS) o su raíz



- Pero esta variabilidad natural ¿es un problema?
  - la hacer estimaciones puntuales de la media poblacional



- ¿solo incertidumbre?
  - hasta mediados del siglo XVII se pensaba que sí
  - desde entonces, grandes matemáticos (e.g. Pascal, Fermat, Mèré, Bernoulli, Laplace, etc.) han encontrado que no todo está perdido



#### Media acumulada

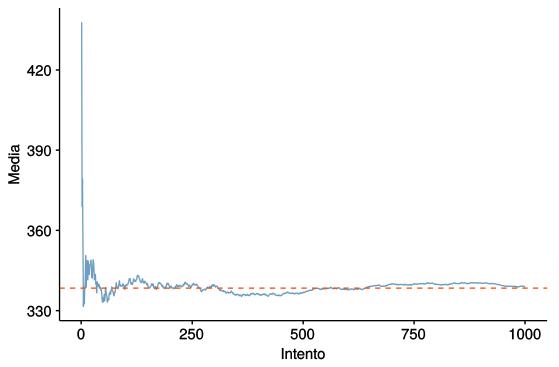
## A la larga...

```
tamaño.muestra <- 1000
set.seed(semilla)
muestra <- sample(población, tamaño.muestra)
media.acum <- cumsum(muestra) / seq(along = muestra)</pre>
media.población <- mean(población)</pre>
m1 <- data.frame(</pre>
  Intento = 1:tamaño.muestra,
  Media = media.acum
p1 <- ggline(
  data = m1, x = "Intento", "Media",
  plot_type = "1",
  color = "#6D9EC1"
p1 <- p1 + geom_hline(
  aes(yintercept = media.población),
  color = "#FC4E07", linetype = 2
```



## Media acumulada

A la larga...

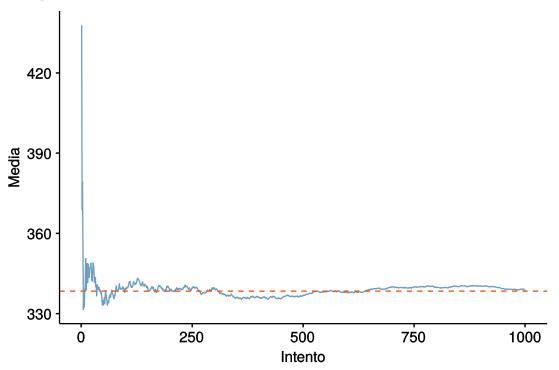


- se converge a la "verdadera" media de la población
- ¿cómo se llama esto?



#### Media acumulada

A la larga...

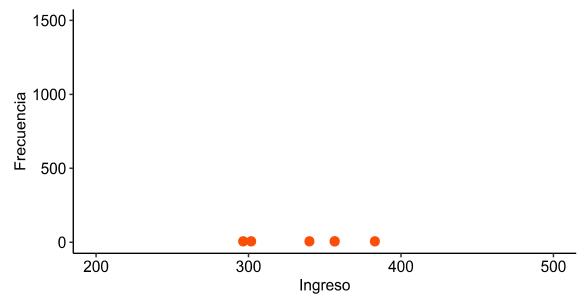


- se converge a la "verdadera" media de la población
- ¿cómo se llama esto?

Ley de los grandes números



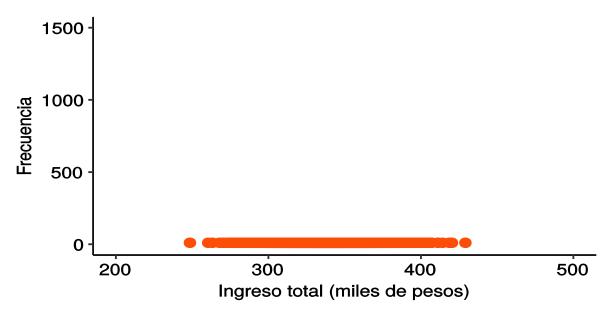
- Volvamos al gráfico de estimaciones puntuales
  - que muestra medias estimadas con diferentes muestras



repitamos lo mismo pero con 10.000 muestras



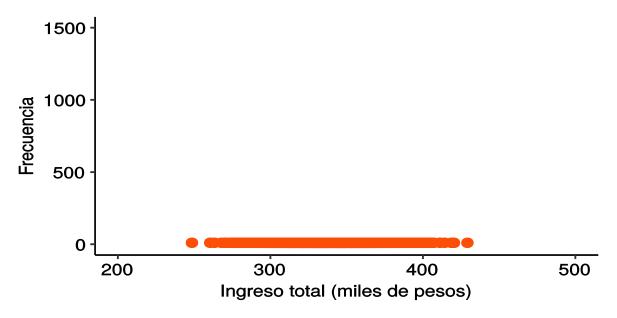
- Volvamos al gráfico de estimaciones puntuales
  - que muestra medias estimadas con diferentes muestras



¿vemos algo?



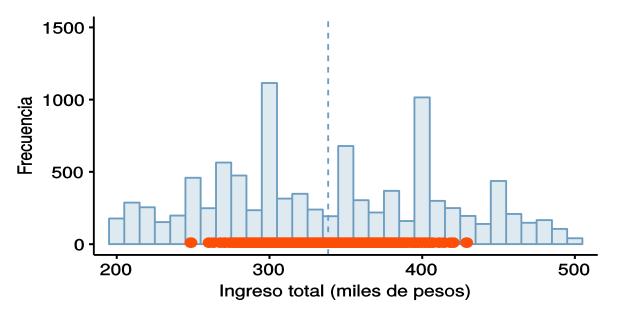
- Volvamos al gráfico de estimaciones puntuales
  - que muestra medias estimadas con diferentes muestras



- ¿vemos algo?
  - al menos no se van a a los extremos
  - ¿veamos la población? (somos dioses)



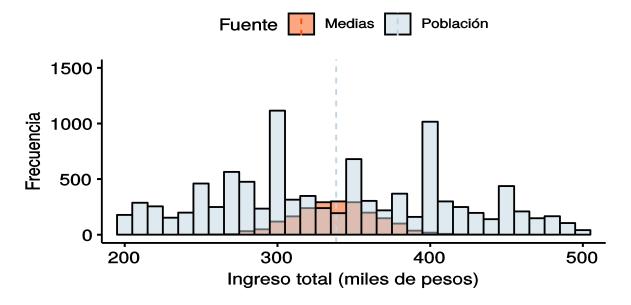
- Volvamos al gráfico de estimaciones puntuales
  - que muestra medias estimadas con diferentes muestras



- ¿vemos algo?
  - al menos no se van a a los extremos
  - ¿veamos la población (somos dioses)?
  - aquí podría ser importante las frecuencias



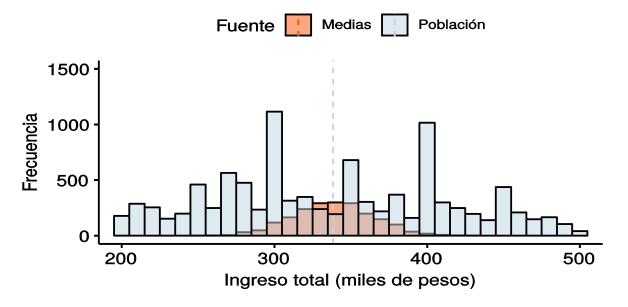
- Volvamos al gráfico de estimaciones puntuales
  - que muestra medias estimadas con diferentes muestras



¿qué significa esto?



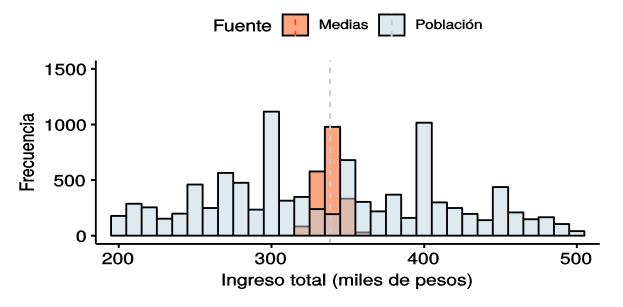
- Volvamos al gráfico de estimaciones puntuales
  - que muestra medias estimadas con diferentes muestras



- ¿qué significa esto?
  - parece que las medias de las muestras se aglutinan alrededor de la media de la población
  - ino todo es oscuridad!



- Volvamos al gráfico de estimaciones puntuales
  - ahora medias estimadas con muestras más grandes



- ¿qué paso?
  - las medias de las muestras se aglutinan más cerca de la media de la población



#### Referencias

[1] A. Field, J. Miles, Z. Field (2012). Discovering statistics using R. Sage publications.

#### Estas ideas también se encuentran en:

- David M. Diez, Christopher D. Barr, Mine Çetinkaya-Rundel (2015). OpenIntro Statistics; 3rd Edition. Disponible en www.openintro.org
- Rudolf J. Freund, William J. Wilson, Donna L. Mohr (2010). Statistical Methods; 3rd Edition, Academic Press
- Jay L. Devore (2011). Probability and Statistics for Engineering and the Sciences; 8th Edition, Duxbury Press
- David A. Freedman (2009). Statistical Models: Theory and Practice. Revised Edition. Cambridge University Press