# Estadística No Paramétrica

Joaquin Cavieres G.

Ingeniería en Estadística

Facultad de Ciencias, Universidad de Valparaíso



#### Contenidos del curso

#### Estadística No Parámetrica:

- Introducción
- Generalidades sobre técnicas no paramétricas
- Pruebas para una muestra
- Pruebas para dos muestras independientes
- Pruebas para dos muestras relacionadas
- Pruebas para varias muestras independientes
- Pruebas para varias muestras relacionadas
- Jackknife, Bootstrap paramétrico y no paramétrico
- Regresión no paramétrica

# Bibliografía

# Referencias bibliográficas:

# Obligatoria

- Conover, W.J (1999). Practical Nonparametric Statistics (3rd Ed.)
- Siegel S. Diseño experimental no paramétrico.
- Wasserman, L (2006). All of Nonparametric Statistics

#### Complementaria

- Hollander, M and Wolfe D.A (1972). Nonparametric Statistical Methods.
- Daniel W. W (1978). Applied Nonparametric Statistics

# Tipos de evaluaciones

| Tipo de evaluación                 | Ponderación (% del total) |
|------------------------------------|---------------------------|
| Pruebas                            | 60%                       |
| Presentaciones grupales e informes | 20%                       |
| Tareas                             | 10%                       |
| Co-evaluación                      | 10%                       |

# Software

- R (principal del curso)
  - The R project: www.r-project.org
  - Disponible en Windows, MacOSX, Linux
- Python (uso opcional)

# ¿Por que usar R?

- R es un software de uso libre.
- No necesita una licencia.
- Cualquiera puede usar o modificar los códigos disponibles ('source').
- Sigue presentando un amplio desarrollo y crecimiento (a diferencia del software SPSS que ha ido disminuyendo su popularidad)
- Es uno de los softwares más utilizados por los Data Scientist para el análisis de datos y creación de modelos predictivos.

# ¿Para que sirve R?

R contiene una variedad de 'librerías' base para ser diferentes tipos de análisis estadísticos y más de 12000 librerías adicionales que hans sido desarrolladas. Estas librerías nos permiten trabajar con:

- Distribuciones de probabilidad.
- Test estadísticos.
- Modelado lineal, no lineal, semiparamétrico, no parametríco, etc.
- Análisis multivariado.
- Series de tiempo.
- Estadística espacial.
- Mapas.
- Machine learning, Deep learning.
- ...

# Adicionales con R

Además de permitir realizar análisis estadísticos, R se ha convertido en un ambiente de desarrollo con extensiones tales como:

- Desarrollo de API's.
- Interfaz con Shiny.
- Interfaz con LaTeX mediante Rmarkdown.
- Interfaz con c++ a través de Rcpp.
- Interfaz con álgebra lineal a través de RcppArmadillo.
- Interfaz con análisis númerico a través de RcppNumerical.
- Creación de páginas web con blogdown
- ......

#### Estadística paramétrica

# Caracteristicas principales

- Los parámetros son desconocidos y fijos en el tiempo. Estos determinan la caractecteristicas de una población.
- La estimación y la inferencia estan basados en supuestos distribucionales en la función de distribucion.

#### Estadística no paramétrica

#### Caracteristicas principales

- No se asume una forma conocida para la función de distribución.
- Se requieren pocos supuestos en el proceso de estimación y test para la población de estudio.
- Igualmente se realizan procesos de estimación y test de hipótesis para los parámetros de la población.

#### Ventajas

- Se requieren pocos supuestos sobre los datos obtenidos sobre la población en estudio.
- Permite la estimación exacta en los test comparativos de los p-values y/o estimación exacta de los intervalos de confianza sin asumir supuesto de distribución Normal.
- Sin problemas de estimación en muestras pequeñas.
- Generalmente son sencillos de aplicar y sencillos de comprender.
- Relativamente insensible a valores atípicos.
- Puede ser apicable cuando la teoría de la distribución Normal no puede ser utilizada.
- Los avances computacionales permiten estimaciones eficientes en los test no paramétricos.

#### Función de distribución

Comencemos defininiendo una variable aleatoria Y la cual esta determinada por su función de distribución acumulada de la forma:

$$F(y) = P(Y \le y)$$

Lo anterior es puede ser aplicado para una variable aleatoria discreta o una variable aleatoria continua.

La distribución de Y esta deteminada únicamente por:

- Función de densidad de probabilidad  $(pdf) \Rightarrow f(y)$  si Y es v.a continua.
- Función de masa de probabilidad  $(pmf) \Rightarrow f(y) = P(Y = y)$  si Y es una v.a discreta.

#### Función de distribución acumulada

#### CDF

$$F(y) = P(Y \le y)$$
 para una v.a continua.

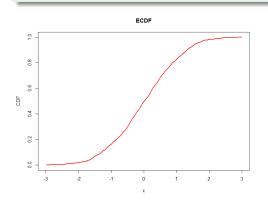
```
\begin{split} & \texttt{n} = \texttt{1000} \\ & \texttt{y} = \texttt{rnorm}(\texttt{n}, \texttt{mean} = \texttt{0}, \texttt{sd} = \texttt{1}) \\ & \texttt{mean}(\texttt{y}) \\ & \texttt{var}(\texttt{y}) \end{split}
```

```
\begin{split} x &= seq(-3,3,length = 100) \\ ecdf.fun &= ecdf(z) \ \#Crea \ una \ CDF \\ class(ecdf.fun)\# \ La \ función \ CDF \ con \ el \ argumento \ 'class' \end{split}
```

# Función de distribución acumulada

#### **CDF**

$$F(y) = P(Y \le y)$$
 para una v.a continua.



#### Función de distribución acumulada

#### **CDF**

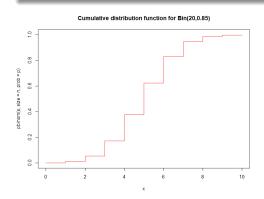
 $F(y) = P(Y \le y)$  para una v.a discreta es la misma que para una v.a continua pero a través de una función en 'intervalos'.

$$\begin{split} &n=10\\ &p=0.5\\ &\texttt{dbinom}(\texttt{1},\texttt{size}=\texttt{n},\texttt{prob}=\texttt{p})\\ &\texttt{x}<-\texttt{0}:\texttt{n} \end{split}$$

#### Función de distribución acumulada

#### **CDF**

 $F(y) = P(Y \le y)$  para una v.a discreta es la misma que para una v.a continua pero a través de una función en 'intervalos'.



#### Función de distribución de probabilidad

#### **PDF**

Considerando una v.a aleatoria continua Y, la función de densidad de probabilidad (pdf, siglas en inglés) denotada como f(y), determina la región más probable.

$$P(a < Y \le b) = F(b) - F(a) = \int_a^b f(y) dy$$

## Métodos paramétricos

Si nos enfocamos en los tradicionales métodos paramétricos, la función de distribución está gobernada por parámetros, por ejemplo:

- ullet Distribución Normal:  $\mathscr{N}(\mu,\sigma^2)$
- Distribución de Poisson:  $\lambda$
- Distribución Gamma: Ga(a,b)

#### Métodos paramétricos

# Comparación de medias de dos grupos

Si asumimos que tenemos dos muestras aleatorias desde dos grupos, llamemosles  $y_1, ..., y_n$  y  $z_1, ...., z_m$ , para observaciones independientes una de otra. Para determinar si las medias son distintas podemos realizar un clásico test paramétrico bajo los siguientes supuestos:

- $Y_i \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2)$
- $Z_i \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2)$
- $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma_{\mathsf{total}}$

#### Métodos paramétricos

#### Test de hipótesis

- Generalmente tenemos una hipótesis nula (por ejemplo, asumir que las medias de los grupos son iguales).
- Si la hipótesis nula se cumple entonces el 'estadístico t' tiene cierta distribución de probabilidad.
- Observamos el valor actual de 't'.
- Determinamos que tan distinto es este valor comparado con la distribución nula del 'estadístico - t'.

### Métodos paramétricos

# Test de hipótesis: ejemplo

Comparación de dos medias en dos grupos distintos

• Calculamos el 'estadístico - t' para las dos muestras aleatorias observadas (independientes):

$$t = \frac{\bar{y} - \bar{z}}{\hat{\sigma}\sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}}$$

donde  $\bar{y}$  e  $\bar{z}$  son las medias de cada muestra y  $\hat{\sigma}$  es una estimación de la desviación estándar.

- t es el 'estadístico t' para estas dos muestras y T la correspondiente variable aleatoria.
- Hipótesis nula  $\Rightarrow \mu_1 = \mu_2$  para las muestras y y z respectivamente.
- Si la Hipótesis nula es verdadera entonces T tiene una distribución  $t_{n+m-2}$ .

#### Métodos paramétricos

#### p - value

- Para verificar la Hipótesis nula, calculamos la probabilidad que *T* podría tomar valores en los extremos de los valores observados.
- Esta probabilidad es conocida como p value.
- La distribución de probabilidad utilizada es la distribución que tomaría
  T si la Hipótesis nula fuera cierta.
- Por ejemplo: Si la distribución de T es simétrica en torno a 0 y, además observamos que T=t, entones el p-value (en ambos extremos):  $p=P(|T|\geq |t|)$

#### Métodos paramétricos

#### Test de Hipótesis

Para llevar a cabo un test de Hipótesis necesitamos comparar el p-value con un valor dado. Este valor dado le llamamos nivel de significancia

- El nivel de significancia generalmente se denota por  $\alpha$  con un valor de  $\alpha=0.05$ .
- Si  $p-value < \alpha$  entonces decimos que hay evidencia para rechazar la Hipótesis nula. Esto por que el valor observado t era poco probable si la Hipótesis nula fuera cierta.

#### Métodos paramétricos

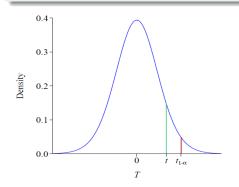
# Test de Hipótesis: ejemplo

• Si  $p-value < \alpha$  entonces decimos que hay evidencia para rechazar la Hipótesis nula. Esto por que el valor observado t era poco probable si la Hipótesis nula fuera cierta.

# Métodos paramétricos

# Test de Hipótesis: ejemplo

- p value es el área al lado derecho de t
- $\alpha$  es el área al lado derecho de  $t_{1-\alpha}$ .
- No podemos rechazar la Hipótesis nula si  $t < t_{1-\alpha}$ .



#### Métodos paramétricos

# Observaciones del 'estadístico - t' (t)

- Todos los supuestos se satisfacen.
- Puede llevar a errores ante muestras pequeñas.
- El téorema del límite central puede ayudar para muestras grandes.
- Si cada  $Y_i$  y  $Z_i$  no son se asumen como normalmente distribuidos, las medias muestrales son aproximadamente normales para muestras grandes.

este es el final.... por ahora....