

Análisis Estadístico de Datos Financieros con R

Oswaldo Navarrete Carreño

A quién aún no ha visto la luz y ya ilumina mi vida.

Índice general

1	¿A quién va dirigido este libro?	5
1.1	Instalando R Y Rstudio	5
2	Introducción	7
2.1	Estadística descriptiva e inferencial	7
2.2	Tipos de Variables	7
2.3	Otros conceptos importantes	8
2.4	Primeros pasos en R	8
2.5	Medidas de Tendencia Central	12
2.6	Medidas de posición (Cuantiles)	14
2.7	Medidas de dispersión	15
2.8	Tablas de frecuencia	17
2.9	Tablas de Contingencia	20
2.10	Gráficos y Visualización	21
3	Intervalos de Confianza y Pruebas de Hipótesis	29
3.1	Intervalos de Confianza	32
3.2	Pruebas de hipótesis	35
4	Regresión	41
5	Análisis Factorial	43
5.1	Análisis de Fiabilidad	43
5.2	Evaluación de Análisis Factorial	43
6	Algo de series de tiempo	45

Capítulo 1

¿A quién va dirigido este libro?

Este libro no es una introducción a la estadística. En la presente obra se intenta hacer un repaso de algunos temas de estadística que debe conocer quien desee hacer investigación en Contabilidad, en Auditoría o quizás en alguna ciencia social. Es probable que se omitan algunas cosas pero la retroalimentación de los lectores de esta obra será importante para su crecimiento.

En este texto se presentan, discuten y aplican los conceptos. La presentación de los conceptos es realizada pensando en un diálogo entre el autor y el lector, sin descuidar la formalidad de las expresiones matemáticas. Para la discusión y aplicación de los conceptos, se va mostrando al usuario como implementar el análisis estadístico en R.

Para aprovechar al máximo este libro se recomienda tener a mano una computadora con R instalado, a fin de poder ir ejecutando los códigos que se muestran. Los scripts y los conjuntos de datos que se presentan pueden ser descargados de <https://github.com/oswnavarre/AEDFCR>

Aunque la obra tiene un enfoque práctico, el lector no debe olvidar que aprender a usar R no implica saber estadística y que los programas estadísticos no brindan soluciones si el usuario no conoce los conceptos que deben ser aplicados.

1.1 Instalando R Y Rstudio

R es un lenguaje y entorno para computación estadística y gráficos. En los últimos años el uso del programa estadístico R ha ido en aumento. Puede ser descargado de <https://cran.r-project.org/>. Una de las características interesantes del programa es que su capacidad puede ser incrementada con la ayuda de paquetes, en la actualidad la página oficial del programa tiene cerca de 14000 paquetes.

RStudio es una interfaz que ayuda a explotar todas las capacidades de R. Rstudio se descarga de la página <https://www.rstudio.com/>.

Capítulo 2

Introducción

En nuestra vida diaria es común escuchar el término **estadística**, las tasas de desempleo, el índice de pobreza, el saldo promedio de nuestra cuenta de ahorros, el número de goles realizados en la LigaPro durante el fin de semana, etc. Aunque no es una forma incorrecta de ver las estadísticas, en este texto se pensará a la estadística como un conjunto de métodos que se utilizan para **recoger, clasificar, resumir, organizar, presentar, analizar e interpretar información numérica**

En las empresas la estadística es usada para tomar decisiones como los productos y las cantidades que deben ser producidas, la frecuencia con la que una maquinaria debe recibir mantenimiento, el tamaño del inventario, la forma de distribuir los productos, y casi todos los aspectos relativos a sus operaciones. En el estudio de las finanzas, la contabilidad, la economía y otras ciencias sociales la motivación para usar estadística radica en entender como funcionan los sistemas económicos, financieros o contables.

2.1 Estadística descriptiva e inferencial

El uso de la estadística puede ser de dos formas. La primera, cuando se describen y se presentan los datos. Y la segunda es cuando los datos son utilizados para hacer inferencias sobre características del ambiente o entorno de donde se seleccionaron los datos o sobre el mecanismo subyacente que generó los datos. La primera forma recibe el nombre de **estadística descriptiva** y la segunda se conoce como **estadística inferencial**

En la estadística descriptiva se utilizan métodos numéricos y gráficos para encontrar patrones y características de los datos a fin de resumir la información y presentarla de una forma significativa. Mientras que en la estadística inferencial se utilizan los datos para tomar decisiones, hacer estimaciones, pronósticos o predicciones y generalizaciones sobre el entorno del que fueron obtenidos los datos o el proceso que los generó.

Sea en estadística descriptiva o en estadística inferencial, el primer paso siempre va a ser obtener información de alguna característica, medida o valor que nos interese de un grupo de elementos. Esa característica, medida o valor de interés para el investigador recibe el nombre de **variable**.

2.2 Tipos de Variables

Muchos autores presentan algunas clasificaciones para las variables, sin embargo vamos a trabajar con una clasificación que se ajusta a las necesidades de la investigación en las áreas de nuestro interés. Según esta clasificación hay dos grandes grupos de variables: cuantitativas y cualitativas. Las primeras son las que toman valores **numéricos**. Mientras que las cualitativas toman valores que describen una **cualidad o característica**.

Las variables cuantitativas se clasifican a la vez en **continuas** que se presentan cuando las observaciones pueden tomar cualquier valor dentro de un subconjunto de los números reales, ejemplos de variables cuantitativas continuas son: edad, altura, temperatura y peso. Las **discretas** son aquellas cuya característica principal es que las observaciones pueden tomar un valor basado en un recuento de un conjunto de valores enteros distintos. Ejemplos de variables cuantitativas discretas son: número de hijos, número de comprobantes de venta emitidos en un mes, número de clientes haciendo fila durante una hora en un banco.

2.2.1 Niveles de medición

Hay cuatro niveles de medición **ordinal**, **nominal**, **intervalo** y de **radio**. En el nivel ordinal las observaciones toman valores que se ordenan o clasifican de forma lógica, por ejemplo las tallas de ropa (pequeña, media, grande, extra grande), la frecuencia con la que se hace una actividad (nunca, casi nunca, a veces, casi siempre, siempre). Por otro lado, en el nivel nominal las observaciones toman valores que no se pueden organizar de forma lógica, por ejemplo el sexo, el color de ojos, la marca de ropa favorita.

En el nivel de intervalo existe diferencia significativa entre valores pero el cero no representa la ausencia de la característica un ejemplo es la temperatura medida en grados Fahrenheit. Finalmente en el nivel de razón el 0 es significativo y la razón entre dos números es significativa, un ejemplo es la temperatura medida en grados Kelvin.

2.3 Otros conceptos importantes

Existen algunos conceptos que son importantes y que se deben tener presentes en el análisis estadístico de datos.

- **Población:** una población es el conjunto de todos los sujetos u objetos de interés en una investigación o análisis. Por ejemplo si se desea analizar la intención de voto en una ciudad para las próximas elecciones seccionales, la población serían todas las personas en edad de votar empadronadas en la ciudad.
- **Muestra:** es la parte de la población que es analizada. Sigamos con el ejemplo de la intención de voto, aunque el investigador quisiera no puede acceder a toda la población ya sea por cuestiones de tiempo o dinero y por esta razón debe tomar una parte de la población. La muestra debe representar lo mejor posible a la población. La parte de la estadística que comprende los métodos estadísticos para obtener muestras representativas de una población se llama *muestreo*
- **Parámetro:** un parámetro es una cantidad numérica que caracteriza a una población.
- **Estadístico:** un estadístico es una cantidad numérica que caracteriza a una muestra.

2.4 Primeros pasos en R

Una vez instalado R y RStudio, abrimos Rstudio para comenzar a trabajar. La ventana de RStudio se ve como se muestra en la figura 2.1.

Lo primero que debemos hacer es abrir un nuevo script, un script de R es simplemente un archivo de texto que contiene (casi) todos los comandos que se escribirían en la línea de comandos de R, para esto en la barra de menú seguimos la secuencia **File, New File, R Script** o desde el teclado con la combinación *Ctrl + Shift + N*, en este archivo iremos escribiendo todos los comandos que vamos a trabajar. En la figura 2.2 se aprecia un script abierto.

Para empezar a aprender en el script vamos a escribir `3+2` y ejecutamos esto con la combinación de teclas **Ctrl + Enter** el resultado obviamente es 5. Ahora ingresaremos un conjunto de valores y los almacenaremos en una variable, para almacenar algo en una variable se puede usar `<-` o `=`. En la variable `x` almacenaremos un conjunto de 8 observaciones escribiendo el código:

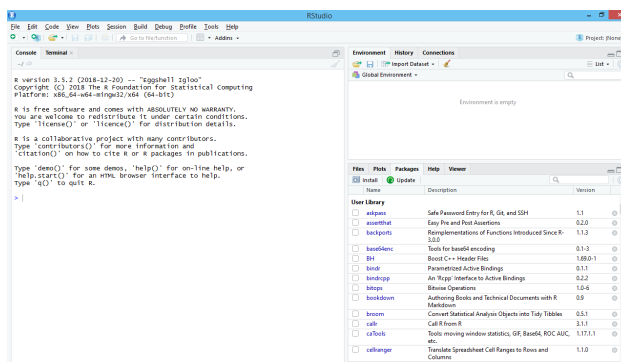


Figura 2.1: Ventana de RStudio

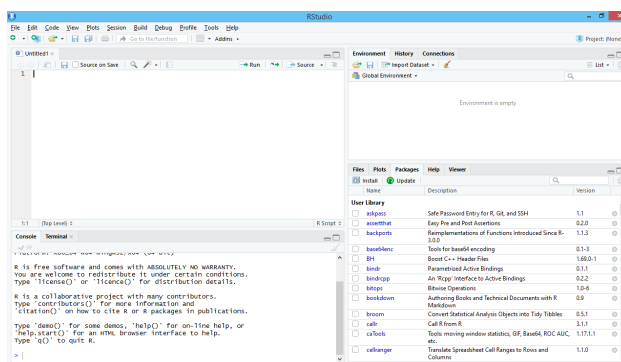


Figura 2.2: Ventana de RStudio con Script

```
x <- c(3,7,9,5,6,2,1,10)
```

Recuerde que este código se ejecuta con la combinación de teclas **Ctrl + Enter**. Para poder realizar análisis estadístico, es necesario cargar nuestros datos en el programa. R acepta algunos formatos de archivos, como por ejemplo archivos de Excel, archivos de valores separados por coma, archivos de texto e inclusive archivos de otros programas como SPSS. Lo más usual es trabajar con archivo de valores separados por coma es decir con extensión `.csv`, estos archivos `csv` se generan cuando el investigador recolecta la información, la almacena en un archivo de Excel o alguna otra hoja de cálculo y la guarda como un archivo de valores separados por coma.

Para trabajar de forma eficiente con R, se recomienda comenzar por fijar un directorio de trabajo donde deben estar guardados nuestros archivos en el formato que sea de nuestra preferencia. Una forma de hacerlo es desde la barra de menú **Session, Set Working Directory, Choose Directory** o desde el teclado con la combinación **Ctrl+Shift+H**, o con la función `setwd("rutadelarchivo")`.

En este primer ejercicio trabajaremos con el archivo `cap2_big4_size.csv`. Los datos serán guardados en una variable llamada `datos1`, usaremos la función `read.csv()` para leer los datos. La función `read.csv()` recibe las instrucciones `read.csv("archivo", header=T, sep=";", dec=",")`. La opción "archivo" indica el nombre del archivo, `header=T` o `header=F` permite indicar si las columnas tienen un encabezado que las identifique, `sep=";"` sirve para indicar cual es el separador presente en nuestro archivo en algunas ocasiones ocurre que un archivo de valores separado por coma en realidad tiene sus valores separados por un punto y coma con esto generalmente ocurre cuando el sistema utiliza, como en este caso, la coma como separador decimal y finalmente la opción `dec=","` sirve para indicar que el separador decimal es la coma.

Una característica de R es que permite acceder a la ayuda sobre las funciones, esto se hace escribiendo `?funcion` por ejemplo si queremos la ayuda de la función `read.csv` simplemente escribimos `?read.csv` en

el panel ubicado en la parte inferior derecha se desplegará la ayuda de la función. Con la particularidad de que la ayuda se despliega en inglés lo que no debería ser problema para un buen investigador.

El archivo que vamos a analizar contiene los activos, la utilidad, las ventas y el patrimonio de una muestra de empresas tomada de los registros de la Superintendencia de Compañías. Además en el conjunto de datos se indica si la empresa ha sido auditada por una de las 4 firmas auditoras consideradas las más grandes o también llamadas Big Four. En la 2.1 se muestran las 10 primeras observaciones de nuestro conjunto de datos.

Tabla 2.1: Primeras 10 observaciones

EXPMUESTRA	BIG4	ACTIVOS	UTILIDAD	VTAS	PAT
85	1	73315618	7522758.7	191474544	39382529
100121	0	21052702	-122898.5	132585022	1577764
45178	0	10468672	536876.9	13974269	4312094
51193	0	4130483	455759.4	8670153	1858990
47598	0	23507401	266370.5	18555609	7137609
31720	0	7220312	437718.3	16097135	4002154
46189	0	14526822	1206400.9	12281188	5015806
9731	0	8539445	367848.1	10844918	2232339
4619	0	2605059	-22438.4	6244589	1366610
102434	0	23975816	790265.6	40612649	8754369

Sin más preámbulos, empecemos a trabajar. Recapitulando, primero configuraremos el directorio de trabajo, luego cargaremos el archivo indicado. Finalmente usamos la función `str()`, la que nos permite obtener la descripción de la estructura de los datos.

```
setwd("C:/Users/onava_000/OneDrive/libro_mc/estadistica")
big4size <- read.csv("cap2_big4_size.csv",header=TRUE,sep=";",dec=",")
str(big4size)
```

```
## 'data.frame':    2256 obs. of  6 variables:
## $ EXPMUESTRA: int  85 100121 45178 51193 47598 31720 46189 9731 4619 102434 ...
## $ BIG4      : int  1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ ACTIVOS   : num  73315618 21052702 10468672 4130483 23507401 ...
## $ UTILIDAD  : num  7522759 -122898 536877 455759 266371 ...
## $ VTAS      : num  1.91e+08 1.33e+08 1.40e+07 8.67e+06 1.86e+07 ...
## $ PAT       : num  39382529 1577764 4312094 1858990 7137609 ...
```

En la primera línea de los resultados se observa la salida `'data.frame': 2256 obs. of 6 variables:` esto nos indica que nuestro *marco de datos* (*data frame*) tiene 2256 observaciones y 6 variables. Con respecto a las variables tenemos 6 variables que a continuación se describen y se explican los resultados obtenidos con la función.

- **EXPMUESTRA:** esta variable es de tipo entera (INT) y almacena el expediente de la empresa. Aunque la variable tiene valores numéricos, no es una variable cuantitativa sino cualitativa “Expediente de la Empresa”
- **BIG4:** esta variable es de tipo entera, y ha sido codificada con 1 si la empresa fue auditada por una Big Four y 0 si no. Podemos cambiar esta codificación por “Sí” y “No” en lugar de “1” y “0”, más adelante aprendemos como hacerlo. Al igual que la variable anterior aunque tiene valores numéricos, no es una variable cuantitativa sino cualitativa, dejamos al lector la reflexión en este particular.
- **ACTIVOS:** contiene el valor de los activos totales de la empresa. Es de tipo `num` porque permite el uso de decimales. Corresponde a una variable cuantitativa continua.
- **UTILIDAD:** contiene el valor de la utilidad de la empresa.
- **VTAS:** contiene el valor de las ventas de la empresa.

- PAT: contiene el valor del patrimonio de la empresa.

Los paquetes de R son colecciones de funciones y conjuntos de datos desarrollados por la comunidad de usuarios, los paquetes aumentan el poder de R mejorando las funcionalidades existentes en la base de R, o añadiendo nuevas funcionalidades. En este texto trabajaremos con algunos de los paquetes desarrollados por el equipo de RStudio, una descripción detallada de estos paquetes puede ser encontrada en <https://www.rstudio.com/products/rpackages/>. Comenzaremos por instalar el paquete **dplyr**, este paquete tiene funciones que permiten realizar fácilmente manipulaciones de datos. Para instalar un paquete se utiliza la función `install.packages("paquete")`. Una vez instalado el paquete, se carga el paquete utilizando la función `library(paquete)`.

```
install.packages("dplyr")
```

La primera manipulación que vamos a realizar es la creación de nuevas variables con el paquete **dplyr**. En nuestros datos cargados en el conjunto de datos **datos1** vamos a crear tres variables nuevas **ROA**, **ROS** y **ROE**. Recordemos que el **Retorno sobre activos** (**ROA**, Return on Assets) se lo calcula como la razón entre la utilidad y los activos como se ve en la ecuación (2.1). En las ecuaciones (2.2) y (2.3) se dan las expresiones para calcular el **Retorno sobre ventas** (**ROS** Return on Sales) y el **Retorno sobre el Patrimonio** (**ROE** Return on Equity)

$$ROA = \frac{Utilidad}{Activos} \quad (2.1)$$

$$ROS = \frac{Utilidad}{Ventas} \quad (2.2)$$

$$ROE = \frac{Utilidad}{Patrimonio} \quad (2.3)$$

Una característica importante de **dplyr** es el uso del operador `%>%`. Cada transformación u operación en los datos se separa por el operador `%>%`. La primera función de **dplyr** que usaremos es `mutate()`, básicamente esta función permite crear nuevas variables.

```
library(dplyr)
big4size <- big4size %>%
  mutate(
    ROA = UTILIDAD/ACTIVOS,
    ROS = UTILIDAD/VTAS,
    ROE = UTILIDAD/PAT
  )
str(big4size)
```

```
## 'data.frame':   2256 obs. of  9 variables:
## $ EXPMUESTRA: int  85 100121 45178 51193 47598 31720 46189 9731 4619 102434 ...
## $ BIG4      : int  1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ ACTIVOS   : num  73315618 21052702 10468672 4130483 23507401 ...
## $ UTILIDAD  : num  7522759 -122898 536877 455759 266371 ...
## $ VTAS      : num  1.91e+08 1.33e+08 1.40e+07 8.67e+06 1.86e+07 ...
## $ PAT       : num  39382529 1577764 4312094 1858990 7137609 ...
## $ ROA       : num  0.10261 -0.00584 0.05128 0.11034 0.01133 ...
## $ ROS       : num  0.039289 -0.000927 0.038419 0.052566 0.014355 ...
## $ ROE       : num  0.191 -0.0779 0.1245 0.2452 0.0373 ...
```

En las últimas líneas de la salida de R, se observa que ahora en el conjunto de datos existen ahora tres nuevas variables. En la próxima sección seguiremos trabajando con el mismo conjunto de datos.

2.5 Medidas de Tendencia Central

Una medida de tendencia central, es una medida de resumen que intenta describir un conjunto completo de datos con un único valor que representa la mitad o centro de la distribución.

Las tres medidas de tendencia central principales son la media la mediana y la moda.

2.5.1 Media

La media se la calcula como la suma de todos los valores de una variable dividido para el número de valores. En la ecuación (2.4) se muestra la fórmula para calcular la media.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (2.4)$$

La media tiene algunas propiedades que a continuación se detallan:

- Si a cada valor x_i de una distribución con media \bar{x} se le suma un valor constante $k \in \mathbb{R}$, la nueva media es $\bar{x} + k$
- Si a cada valor x_i de una distribución con media \bar{x} se lo multiplica por un valor constante $k \in \mathbb{R}$, la nueva media es $k\bar{x}$
- Si a cada valor x_i de una distribución con media \bar{x} se lo divide por un valor constante $k \neq 0 \in \mathbb{R}$, la nueva media es $\frac{\bar{x}}{k}$

Las ventajas de usar la media son:

- Es fácil de entender y calcular
- No se ve afectada mayormente por fluctuaciones productos del muestreo
- Toma en cuenta todos los valores de la variable

Las desventajas de usar la media son:

- Es muy sensible a la presencia de pocos valores muy pequeños o muy grandes, dicho de otra forma la media es sensible a valores aberrantes.
- No se puede calcular por inspección.

2.5.2 Mediana

La mediana es el valor central en una distribución cuando se ordenan los valores de forma ascendente o descendente. El valor de la mediana depende entonces del número de valores presentes en la variable. Definamos como $\{X\}$ al conjunto de datos ordenado, y sea $\{X\}_i$ el valor i -ésimo del conjunto $\{X\}$ entonces la mediana Me se define como

$$Me = \begin{cases} \{X\}_{\frac{n+1}{2}} & ; n \text{ impar} \\ \frac{\{X\}_{\frac{n}{2}} + \{X\}_{\frac{n}{2}+1}}{2} & ; n \text{ par} \end{cases} \quad (2.5)$$

Lo escrito en la ecuación (2.5) se puede expresar de la siguiente forma: si el número de datos es impar, la mediana es igual al valor central de la distribución y si el número de datos es par, la mediana es igual al promedio de los valores centrales de la distribución.

Las ventajas de usar la mediana son:

- Es fácil de calcular y comprender
- No se ve afectada por valores extremos

- Se puede determinar para escalas ordinales, nominales, de razón e intervalo

Las desventajas de usar la mediana son:

- No toma en cuenta el valor exacto de cada dato y por tanto no usa toda la información disponible.
- Si se agrupan los valores de dos grupos, la mediana de cada grupo no puede ser expresada en términos del grupo agrupado.

2.5.3 Moda

La moda es definida como el valor que ocurre con mayor frecuencia en los datos. Algunos conjuntos de datos no tienen moda porque cada valor ocurre solo una vez. Hay conjuntos de datos que tienen más de una moda, si tienen 2 modas reciben el nombre de bimodal y se acostumbra que si tiene más de 3 modas se la llama multimodal.

Las ventajas de usar la moda son:

- Puede ser usada para datos con escala nominal
- Es sencilla de calcular

La desventaja de la moda es:

- No es usada en análisis estadístico debido a que no está definida algebraicamente y la fluctuación en la frecuencia de las observaciones es mayor cuando el tamaño de la muestra es pequeña.

2.5.4 ¿trabajamos con la media o la mediana?

La media es considerada generalmente la mejor medida de tendencia central y la más usada. Sin embargo, hay situaciones donde las otras medidas de tendencia central son preferidas.

La mediana es preferida a la media cuando:

- Hay valores extremos en la distribución
- Hay valores indeterminados
- Los datos son medidos en una escala ordinal

La moda es la medida preferida cuando los datos son medidos en una escala nominal.

2.5.5 Cálculo de las medidas de tendencia central en R

Para calcular la media y la mediana se utilizan las funciones `mean()` y `median()` respectivamente, estas dos funciones vienen cargadas con los paquetes base de R. Para calcular la moda usaremos la función `Mode()` del paquete `DescTools`, recuerde que para instalar un paquete se utiliza la función `install.packages()`.

En el siguiente ejemplo se obtiene la media de los activos de las empresas. como solamente necesitamos una variable del conjunto de datos usamos el operador `$`, el funcionamiento de este operador es `data.frame$variable` es decir indicamos el conjunto de datos del que llamamos la variable y después del operador `$` indicamos la variable que vamos a trabajar.

```
mean(big4size$ACTIVOS)
```

```
## [1] 44064165
```

```
median(big4size$ACTIVOS)
```

```
## [1] 10326361
```

```
library(DescTools)
Mode(big4size$ACTIVOS)
```

```
## [1] 55996406 628446149
```

En el resultado de la moda se obtienen 2 valores. Es decir que existen dos valores que se repiten más veces o tienen mayor frecuencia. Cuando se realiza investigación es común desear hacer una tabla con las estadísticas descriptivas de los datos. El paquete `dplyr` permite realizar tablas que resuman las variables de forma sencilla con la función `summarise()`.

```
big4size %>%
  summarise(PROM.ACTIVOS = mean(ACTIVOS),
            PROM.UTILIDAD = mean(UTILIDAD),
            PROM.VTAS = mean(VTAS),
            MEDIAN.ACTIVOS = median(ACTIVOS),
            MEDIAN.UTILIDAD = median(UTILIDAD),
            MEDIAN.VTAS = median(VTAS)
  )
```

```
##   PROM.ACTIVOS PROM.UTILIDAD PROM.VTAS MEDIAN.ACTIVOS MEDIAN.UTILIDAD
## 1      44064165      4250664  50555030      10326361      350642.1
##   MEDIAN.VTAS
## 1      9190661
```

2.6 Medidas de posición (Cuantiles)

Las medidas de posición no central permiten conocer otros puntos característicos de la distribución que no son los valores centrales. Entre las medidas de posición no central más importantes están los cuantiles. El término cuantil fue usado por primera vez por Kendall en 1940.

El cuantil de orden p de una distribución con $0 < p < 1$ es el valor x_i de la variable X que marca un corte de modo que una proporción p o un porcentaje 100

Por ejemplo el cuantil de orden 0.35 dejaría un 35% de valores por debajo de él.

2.6.1 Tipos de Cuantiles

- *Cuartiles*: son 3 valores (Q_1, Q_2, Q_3) que dividen a la distribución en 4 partes iguales.
- *Quintiles*: son 4 valores (K_1, K_2, K_3, K_4) que dividen a la distribución en 5 partes iguales.
- *Deciles*: son 9 valores ($D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, D_6, D_7, D_8, D_9$) que dividen a la distribución en 10 partes iguales.
- *Percentiles*, son 99 valores (P_1, P_2, \dots, P_{99}) que dividen a la distribución en 100 partes iguales.

2.6.2 Cálculo de cuantiles

Es fácil darse cuenta que existen equivalencias importantes entre los cuantiles, algunos ejemplos de estas equivalencias:

- $D_5 = Q_2 = P_{50}$
- $D_4 = K_2 = P_{40}$
- $D_3 = P_{30}$

Se deduce entonces que no es necesario tener una expresión para cada tipo de cuantiles, basta con conocer una expresión para calcular percentiles. Para esto debemos conocer dos cosas:

1. La posición del percentil en nuestro conjunto de datos.
2. El valor del percentil tomando en cuenta su posición.

Para calcular la posición del percentil i que acumula el $100p\%$ en un conjunto de datos no agrupado X , de tamaño n y ordenado en forma ascendente primero determinamos la posición del percentil con la expresión:

$$Posicin = p(n - 1) + 1 \quad (2.6)$$

Para determinar el valor $X_{i.a}$ utilizamos la expresión:

$$X_{i.a} = X_i + 0.a(X_{i+1} - X_i) \quad (2.7)$$

Para calcular percentiles en R, se utiliza la función `quantile()`. Esta función recibe dos argumentos, la variable de la que se calcula el percentil y el porcentaje del percentil que se desea calcular. Se pueden calcular varios percentiles al mismo tiempo.

Vamos a calcular el primer cuartil Q_1 de la variable **ACTIVOS** del conjunto de datos ya trabajado anteriormente. Vamos a llamar a esta variable utilizando la notación `$` esta notación se usa poniendo `data.frame$variable` en este caso nuestra variable está en el conjunto `datos1` y se llama **ACTIVOS** por lo que para llamar la variable desde la función escribimos `datos1$ACTIVOS`. Luego debemos recordar que $Q_1 = P_{25}$ es decir que en la función `quantile` debemos anotar 0.25

```
quantile(big4size$ACTIVOS, 0.25)
```

```
##      25%
## 3184669
```

Ahora calculamos los tres cuartiles en este caso podemos escribir dentro de una lista los tres valores, para ingresar listas en R lo hacemos con `c(elemento1, elemento2, ...)`

```
quantile(big4size$ACTIVOS, c(0.25,0.50,0.75))
```

```
##      25%      50%      75%
## 3184669 10326361 33192848
```

De los resultados obtenidos se interpreta que el 25% de los activos de las empresas es menor que 3184669. Supongamos que se quieren determinar los deciles, una forma de hacer la lista es con la función `seq` con las instrucciones `seq(inicial, final, by = aumento)` de esta manera evitamos escribir los nueve valores.

```
quantile(big4size$ACTIVOS, seq(0.1,0.9, by = 0.1))
```

```
##      10%      20%      30%      40%      50%      60%      70%      80%
## 1621865 2561491 3882643 6187167 10326361 16883801 26613778 49838668
##      90%
## 93545755
```

2.7 Medidas de dispersión

Si comparamos los conjuntos de datos $X = \{2, 4, 6, 8\}$ y $Y = \{1, 3, 7, 9\}$ se obtiene que las medias son iguales $\bar{X} = \bar{Y} = 5$. En la figura 2.3 se ha graficado con color naranja los puntos del conjunto X y de color azul los puntos del conjunto Y . Se observa que los valores del conjunto Y están más dispersos que los valores del conjunto X . En esta sección se discute las formas existentes para cuantificar la dispersión.



Figura 2.3: Conjuntos graficados

2.7.1 Rango

El rango es la medida de dispersión más fácil de calcular. Se obtiene restando el máximo menos el mínimo. La expresión para calcularlo es:

$$\text{Rango} = \max - \min \quad (2.8)$$

2.7.2 Varianza

La varianza es el promedio de la diferencia de la media cuadrática. Si se conocen todos los datos de una población se puede calcular la varianza poblacional:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x - \mu)^2}{N} \quad (2.9)$$

Por otro lado si se conocen los datos de una población se puede calcular la varianza muestral:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (2.10)$$

2.7.3 Desviación

La desviación es la raíz cuadrada de la varianza, en las fórmulas (2.11) y (2.12) se muestran las expresiones para calcular la desviación poblacional y muestral respectivamente.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x - \mu)^2}{N}} \quad (2.11)$$

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (2.12)$$

2.7.4 Medidas de dispersión en R

Es necesario saber que R defecto no tiene una función para calcular el rango sin embargo para calcular el rango vamos a usar `max()` - `min()`, y que además por defecto R tiene una función para calcular la varianza muestral (`var()`) y otra para calcular la desviación muestral `sd()`, si se desea obtener la varianza y la desviación poblacional existen por lo menos 3 soluciones:

- Se puede multiplicar la varianza muestral por $\frac{n-1}{n}$ para obtener la varianza poblacional y la desviación muestral por $\sqrt{\frac{n-1}{n}}$ para obtener la desviación poblacional.

##	1	DELOITTE	103	48.6
##	2	MOORE STEPHENS	29	13.7
##	3	PWC PRICE WATER HOUSE COOPERS	24	11.3
##	4	HANSEN HOLM & CO. CIA. LTDA.	15	7.08
##	5	KPMG	13	6.13
##	6	ERNST & YOUNG	7	3.3
##	7	BDO	6	2.83
##	8	ALTAMIRANO HIDALGO MARIO ROBERTO	3	1.42
##	9	KRESTON	3	1.42
##	10	PKF	3	1.42
##	11	BATALLAS & BATALLAS	2	0.94
##	12	ASE + ASESORANDO MAS	1	0.47
##	13	CONSULTORES MORAN CEDILLO CIA. LTDA	1	0.47
##	14	HERRERA CHANG 6 ASOCIADOS	1	0.47
##	15	NGV	1	0.47

Tabla 2.2: Tabla de Frecuencia de Firmas Auditoras

FIRMA	Frecuencia	Porcentaje
DELOITTE	103	48.58
MOORE STEPHENS	29	13.68
PWC PRICE WATER HOUSE COOPERS	24	11.32
HANSEN HOLM & CO. CIA. LTDA.	15	7.08
KPMG	13	6.13
ERNST & YOUNG	7	3.30
BDO	6	2.83
ALTAMIRANO HIDALGO MARIO ROBERTO	3	1.42
KRESTON	3	1.42
PKF	3	1.42
BATALLAS & BATALLAS	2	0.94
ASE + ASESORANDO MAS	1	0.47
CONSULTORES MORAN CEDILLO CIA. LTDA	1	0.47
HERRERA CHANG 6 ASOCIADOS	1	0.47
NGV	1	0.47

En la tabla 2.2 se aprecia el resultado obtenido y formateado para ser publicado. El resultado de R, puede ser exportado a un archivo Excel con la finalidad de luego tomar esa tabla y llevarla a un documento donde se presentará toda la información analizada. Para exportar la información a un archivo excel se puede trabajar con el paquete `xlsx`. Para exportar los resultados a Excel se puede proceder de la siguiente forma.

1. Cargar el paquete `xlsx`.
2. Convertir el resultado a un `data frame` utilizando la función `as.data.frame()`
3. Exportar el resultado con la función `write.xlsx()` cuya estructura básica es `write.xlsx(datos, "archivo.xlsx")`, si se desea consultar más detalles de la función se puede escribir `?write.xlsx`.

El resultado de esta operación será un archivo de excel guardado en nuestro directorio de trabajo.

```
library(xlsx)
tabla_firma = as.data.frame(tabla_firma)
write.xlsx(tabla_firma, "tablas.xlsx", sheetName = "firmas", row.names = FALSE)
```

La opción `sheetname = "firmas"` crea dentro del libro `tablas.xlsx` una hoja de cálculo llamada `firmas`. La opción `row.names = FALSE` hace que en el archivo final no se graben los números de cada fila.

Nota: es importante tener fijado el directorio de trabajo, como se explicó en la sección 2.4.

2.8.2 Variables Cuantitativas

Una tabla de frecuencias para variables cualitativas tiene 6 columnas:

1. Clase: una clase es un intervalo del tipo $[menor, mayor)$
2. Marca de Clase: es un valor igual al promedio de los dos extremos de la clase.
3. Frecuencia: la frecuencia es igual al número de valores de la variable que están dentro del intervalo.
4. Frecuencia relativa: la frecuencia relativa se la calcula como la frecuencia dividida para el total de valores de la variable.
5. Frecuencia acumulada: se la calcula sumando las frecuencias desde la primera clase hasta la clase en consideración.
6. Frecuencia Relativa acumulada: se la calcula como la frecuencia acumulada pero para las frecuencias relativas.

Una de las ventajas de usar R es que se pueden crear funciones para cada necesidad que el investigador tenga, en este caso el código que se muestra sirve para hacer tablas de frecuencia de cualquier variable cuantitativa. A manera de ejemplo se hará la tabla de frecuencia de la variable VTAS en millones de dólares, del conjunto de datos trabajado en la sección 2.4.

```
library(agricolae)
library(dplyr)

h2<-with(big4size,graph.freq(VTAS/1000000,plot=FALSE));

h2 = table.freq(h2)

h3 <- h2 %>%
  mutate(Clase = paste("[",Lower,"",Upper,")"),
         "Marca de Clase" = Main,
         Frec. = Frequency,
         "Frec. Rel." = Percentage,
         "Frec. Acu." = CF,
         "Rel. Acu." = CPF ) %>%
  select(-c(1:7))
```

Tabla 2.3: Tabla de Frecuencia de las Ventas

Clase	Marca de Clase	Frec.	Frec. Rel.	Frec. Acu.	Rel. Acu.
[0 , 165.76)	82.88	2099	93.0	2099	93.0
[165.76 , 331.52)	248.64	83	3.7	2182	96.7
[331.52 , 497.28)	414.40	35	1.6	2217	98.3
[497.28 , 663.04)	580.16	17	0.8	2234	99.0
[663.04 , 828.8)	745.92	0	0.0	2234	99.0
[828.8 , 994.56)	911.68	7	0.3	2241	99.3
[994.56 , 1160.32)	1077.44	12	0.5	2253	99.9
[1160.32 , 1326.08)	1243.20	0	0.0	2253	99.9
[1326.08 , 1491.84)	1408.96	0	0.0	2253	99.9
[1491.84 , 1657.6)	1574.72	0	0.0	2253	99.9
[1657.6 , 1823.36)	1740.48	2	0.1	2255	100.0
[1823.36 , 1989.12)	1906.24	1	0.0	2256	100.0

De la tabla 2.3 se observa que el 93% de las empresas realiza ventas entre 0 y 165.76 millones. El 99% de las empresas es decir 2234 tiene ventas menores a 663.04 millones de dólares, esto se lo puede ver en la columna de frecuencias acumuladas relativas. Además, solo una empresa tiene ventas entre 1823.36 y 1989.12 millones.

Finalmente vamos a exportar la tabla de frecuencia en el archivo `tablas.xlsx`. La opción `append = TRUE` sirve para añadir una nueva hoja de cálculo al libro.

```
library(xlsx)
h3 = as.data.frame(h3)
write.xlsx(h3, "tablas.xlsx", sheetName = "frec_ventas", row.names = FALSE, append=TRUE)
```

2.9 Tablas de Contingencia

Una tabla de contingencia es una forma útil para examinar relaciones entre dos variables categóricas. Los valores en las celdas de una tabla de contingencia pueden ser de frecuencia absoluta o frecuencia relativa.

Para ejemplificar la construcción de una tabla de contingencia vamos a trabajar con el archivo `Ranking2018Guayas.csv` este archivo contiene información sobre una muestra de 162 empresas de la provincia del Guayas. Se analizará la relación entre la ciudad y el tamaño de las empresas.

```
setwd("C:/Users/onava_000/OneDrive/libro_mc/estadistica")
rank2018 = read.csv("Ranking2018Guayas.csv", header=TRUE, sep=";")

ciudad.tama = rank2018 %>%
  group_by(CIUDAD, TAMAÑO) %>%
  summarise(n=n()) %>%
  spread(TAMAÑO, n) %>%
  replace(., is.na(.), 0)
```

Tabla 2.4: Tabla de Contingencia de las empresas clasificadas por tamaño y ciudad

CIUDAD	MEDIANA	MICROEMPRESA	PEQUEÑA
DAULE	1	1	0
ELOY ALFARO	0	2	0
GUAYAQUIL	2	117	28
MILAGRO	0	2	0
NARANJITO	0	4	0
SAMBORONDÓN	0	0	1
SANTA LUCIA	0	1	0
VELASCO IBARRA	0	1	1

En la tabla 2.4 se observa que de las 162 empresas 117 son microempresas y de la ciudad de Guayaquil, de la ciudad de Samborondón se ha tomada una empresa pequeña. Esta información, como se mencionó antes, puede también ser mostrada en porcentajes. En la tabla 2.5 se observa la tabla de contingencia con los porcentajes.

```
ciudad.tama.porc = rank2018 %>%
  group_by(CIUDAD, TAMAÑO) %>%
  summarise(Porc = round(100*n()/nrow(rank2018), 2)) %>%
  spread(TAMAÑO, Porc) %>%
  replace(., is.na(.), 0)
```

Tabla 2.5: Tabla de Contingencia de las empresas clasificadas por tamaño y ciudad

CIUDAD	MEDIANA	MICROEMPRESA	PEQUEÑA
DAULE	0.62	0.62	0.00
ELOY ALFARO	0.00	1.24	0.00
GUAYAQUIL	1.24	72.67	17.39
MILAGRO	0.00	1.24	0.00
NARANJITO	0.00	2.48	0.00
SAMBORONDÓN	0.00	0.00	0.62
SANTA LUCIA	0.00	0.62	0.00
VELASCO IBARRA	0.00	0.62	0.62

2.10 Gráficos y Visualización

Para realizar gráficos R tiene algunos paquetes disponibles, sin embargo en este texto trabajaremos con el paquete `ggplot2`. Este paquete está basada en la gramática de los gráficos (Wilkinson, 2005).

2.10.1 Histogramas

Los histogramas se utilizan para variables continuas. Un histograma es un gráfico de la distribución de frecuencia de una variable, en el eje vertical se representa la frecuencia (absoluta o relativa) y en el eje horizontal los rangos de los valores.

En la figura 2.4 se muestra el histograma de la variable ventas en millones de dólares del archivo `cap2_big4_size.csv` ya descrito en la sección 2.4, este primer histograma ha sido configurado para presentar 12 barras, que las barras sean de color azul con un contorno rojo. Antes de abordar los detalles mencionados discutiremos brevemente el funcionamiento de la gramática de `ggplot2`, una gráfica realizada en `ggplot2` empieza por `ggplot(data, aes())` dentro de `aes()` se indica las variables que van a intervenir en la gráfica, Luego se añade la `geom` con la que se va a trabajar en este caso se escogió `geom_histogram()` puesto que se desea realizar un histograma. Como se indicó anteriormente se configuró el histograma con 12 barras (`bins=12`), la opción `color="red"` permite que el contorno de las barras sea rojo y la opción `fill="blue"` hace que las barras sean de color azul.

```
library(ggplot2)

ggplot(big4size, aes(x= VTAS/1000000)) +
  geom_histogram(bins=12, color= "red", fill="blue" )
```

Para configurar las etiquetas de los ejes podemos añadir las opciones `xlab()` y `ylab()`. En la figura 2.5 se aprecia el histograma con las etiquetas de los ejes añadidos.

```
library(ggplot2)

ggplot(big4size, aes(x= VTAS/1000000)) +
  geom_histogram(bins=12, color= "red", fill="blue" ) +
  xlab("Ventas en Millones de Dólares") + ylab("Frecuencia")
```

Usando el archivo `Ranking2018Guayas.csv`, vamos ahora a hacer el histograma de las ventas en miles de acuerdo al tamaño de la empresa. En la figura 2.6 se observa el histograma.

Para elaborar este histograma se tomaron en cuenta varias cosas, lo primero se estimaron los valores máximo y mínimo de la variable.

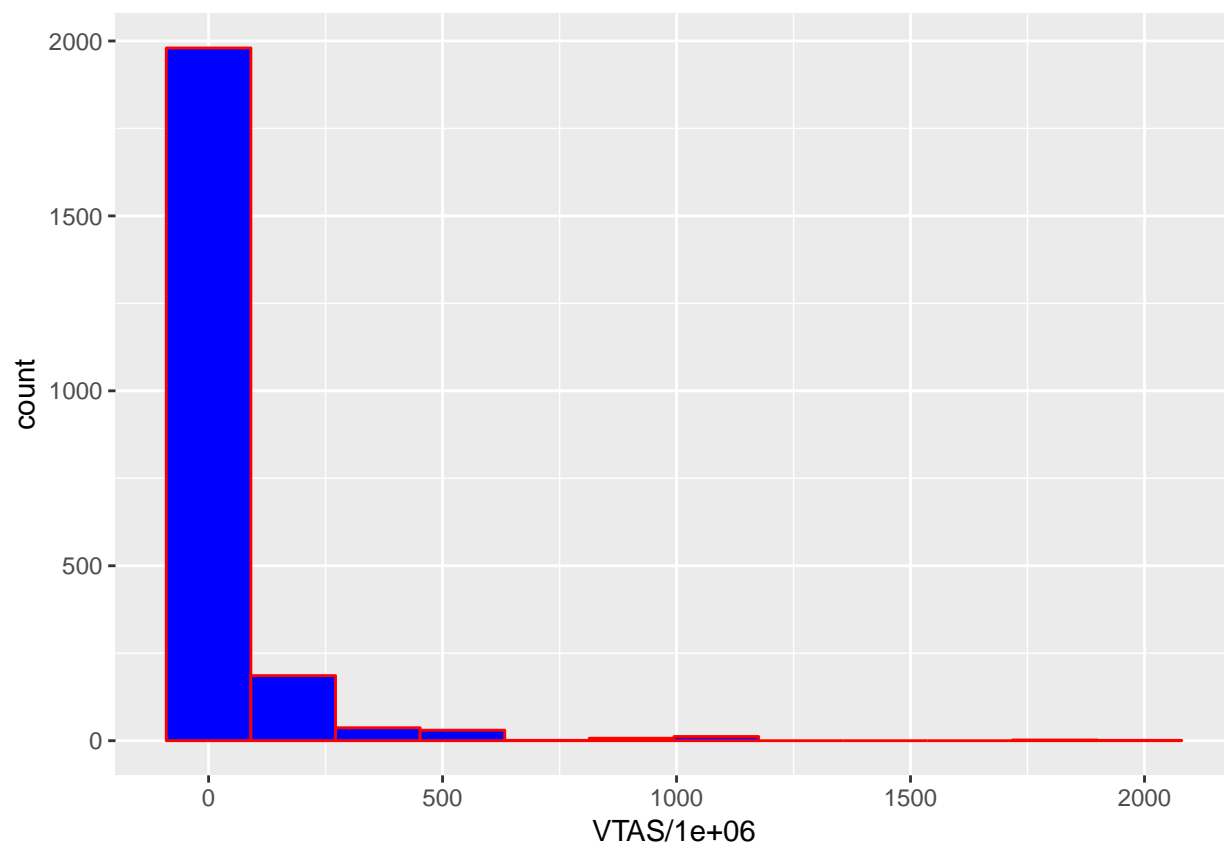


Figura 2.4: Histograma de las Ventas

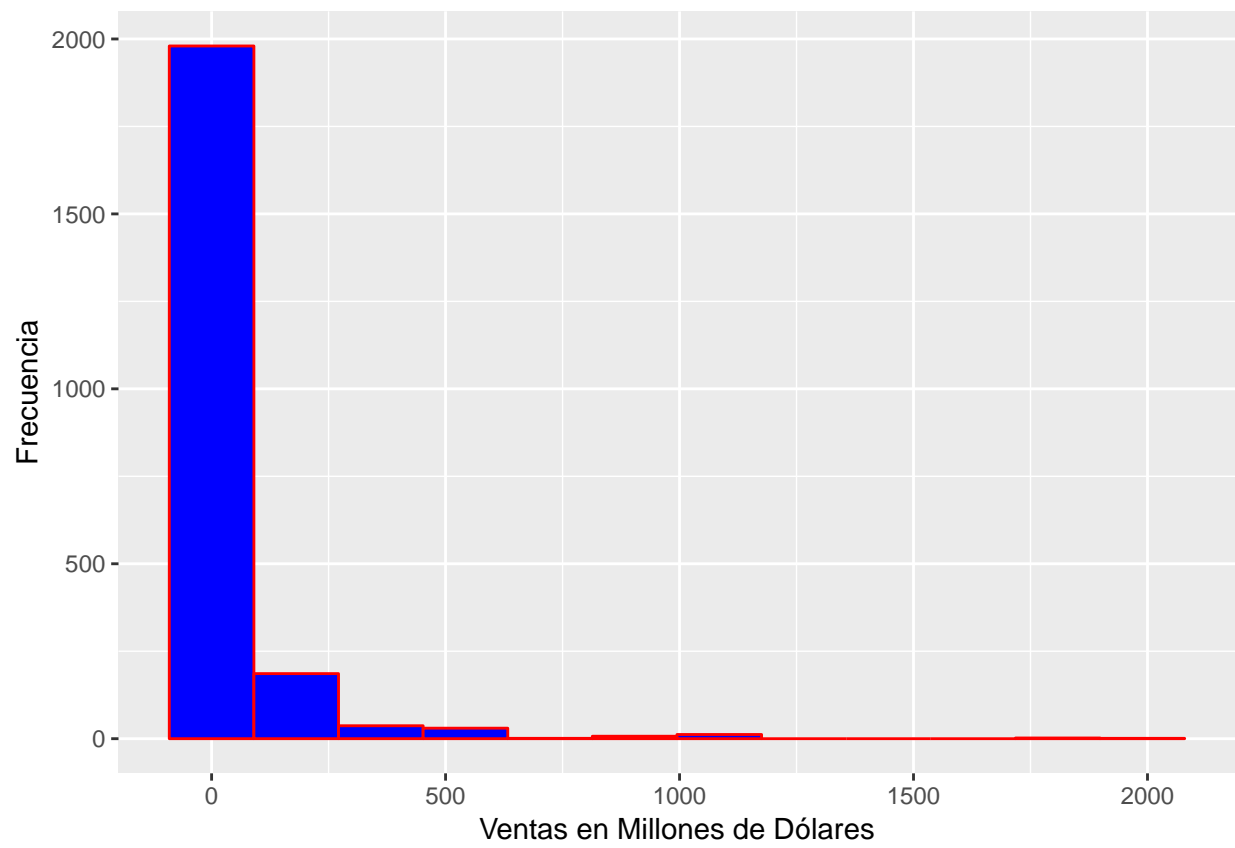


Figura 2.5: Histograma de las Ventas con Etiquetas en los Ejes

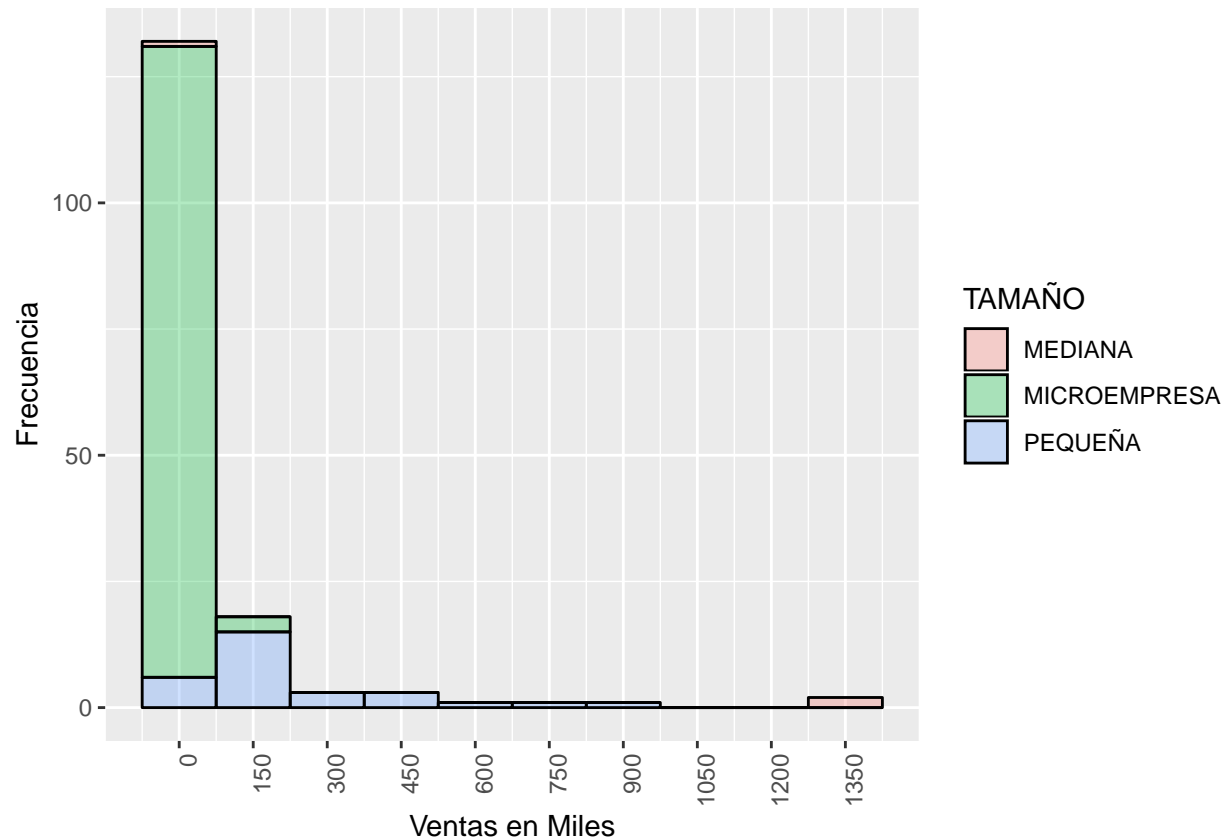


Figura 2.6: Histograma de las Ventas de Acuerdo al Tamaño de la empresa

```
min(rank2018$VENTAS/1000)
## [1] 0
max(rank2018$VENTAS/1000)
## [1] 1347.729
```

Los valores obtenidos para el máximo y el mínimo fueron 0 y 1348 respectivamente, por esta razón se decidió crear 10 clases y cada clase con una longitud de 150. Adicionalmente para obtener un gráfico agradable a la vista se cambia la orientación de las marcas de 0° a 90° en el eje x con la instrucción `theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1))`.

```
ggplot(rank2018, aes(x=VENTAS/1000, fill=TAMAÑO)) +
  geom_histogram(alpha=0.3, color="black", bins=10, binwidth = 150) +
  scale_x_continuous(breaks = seq(0,1350,150)) +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1)) +
  xlab("Ventas en Miles") + ylab("Frecuencia")
```

Se puede observar en la 2.6 que algunas empresas medianas tienen mayores ventas que el resto de empresas. Una mejor forma de comparar la distribución de una variable de acuerdo a otra variable es usar los diagramas de caja que serán discutidos en profundidad en la sección 2.10.2.

2.10.2 Diagramas de Caja y valores atípicos

En la 2.6 se pretendía mostrar la distribución de las ventas de acuerdo al tamaño de la empresa. Sin embargo el histograma no mostraba claramente la distribución de acuerdo al tamaño de la empresa. una alternativa es usar un diagrama de caja.

Un diagrama de caja está formado por 5 valores que lo resumen, estos 5 valores se muestran en la figura 2.7. La distancia entre el primer y el tercer cuartil se la conoce como rango intercuartílico (IQR, por sus siglas en inglés). El límite superior es igual al tercer cuartil más 1.5 veces el rango intercuartílico, valores mayores a esta cantidad se consideran valores atípicos. Mientras que el límite inferior es igual al primer cuartil menos 1.5 veces el rango intercuartílico y valores menores a esta cantidad se consideran valores atípicos.

$$IQR = Q_3 - Q_1 \quad (2.13)$$

$$LS = Q_3 + 1.5IQR \quad (2.14)$$

$$LI = Q_1 - 1.5IQR \quad (2.15)$$

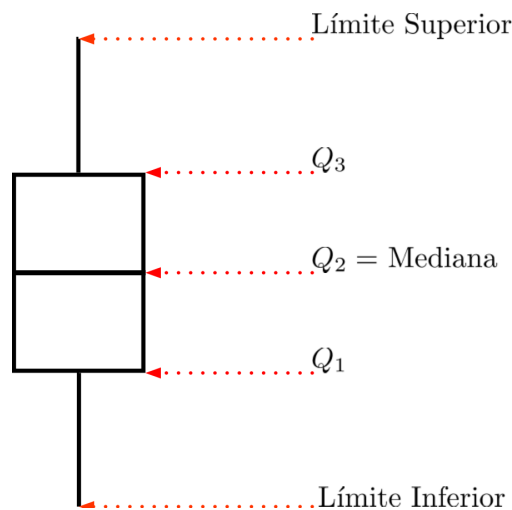


Figura 2.7: Partes de un Diagrama de Caja

En la figura 2.8 se observan los diagramas de caja de las ventas según el tamaño de la empresa. Se puede notar que existen diferencias entre las ventas de las empresas medianas, las microempresas y las pequeñas. El 50% de las empresas medianas vende más de 1250000, mientras que todas las microempresas venden menos de 250000. Las empresas pequeñas que venden más de 500000 son atípicas, mientras que en las empresas medianas no se presentan valores atípicos.

```
ggplot(rank2018, aes(TAMAÑO, VENTAS/1000)) +
  geom_boxplot() + xlab("Tamaño de las empresas") +
  ylab("Ventas en Miles de Dólares")
```

Si se quisiera analizar con mayor detalle las microempresas se podría seleccionar solo las empresas con este tamaño y elaborar el diagrama de caja correspondiente, para lograr esto se utiliza la función `subset(df, cond)`, donde `df` corresponde al *data frame* usado y `cond` a la regla que deben cumplir los datos a ser analizados.

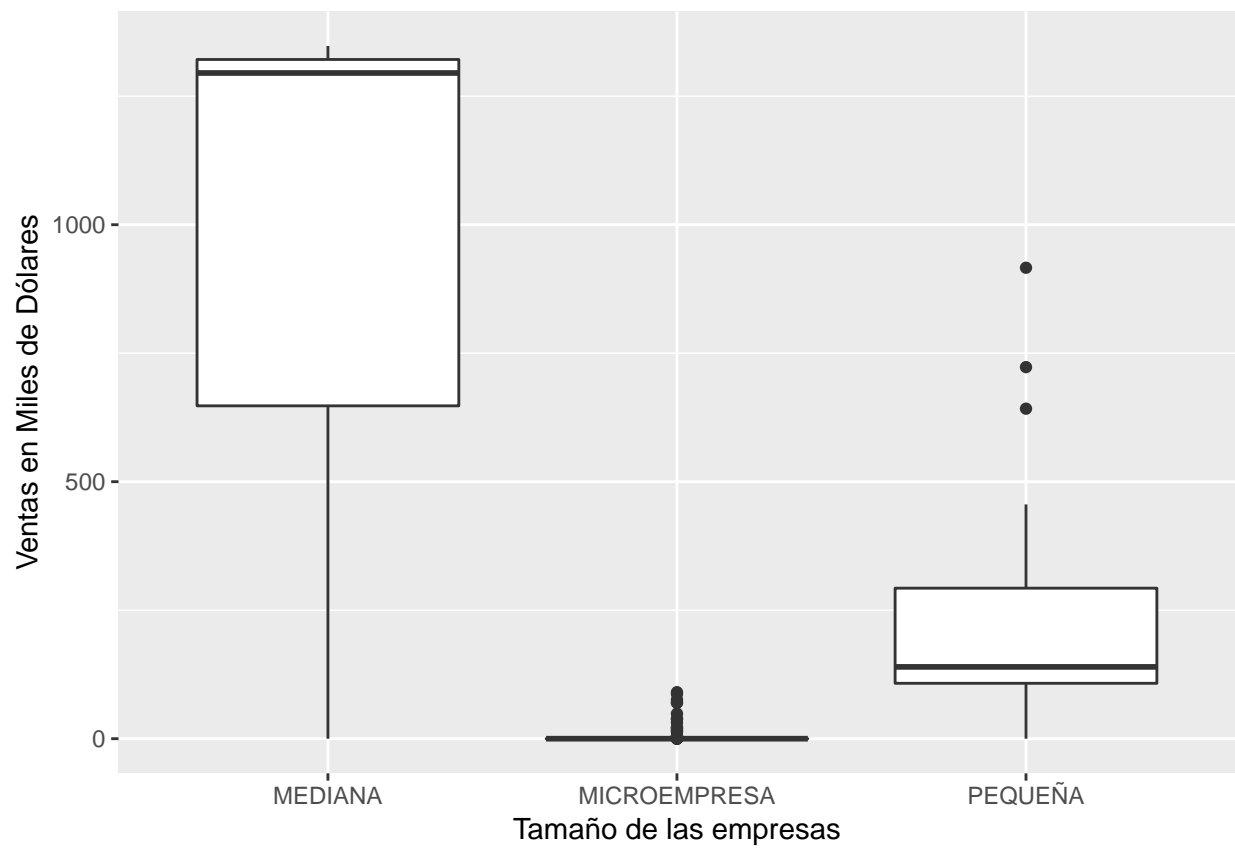


Figura 2.8: Diagrama de Caja de las Ventas según el Tamaño de la empresa

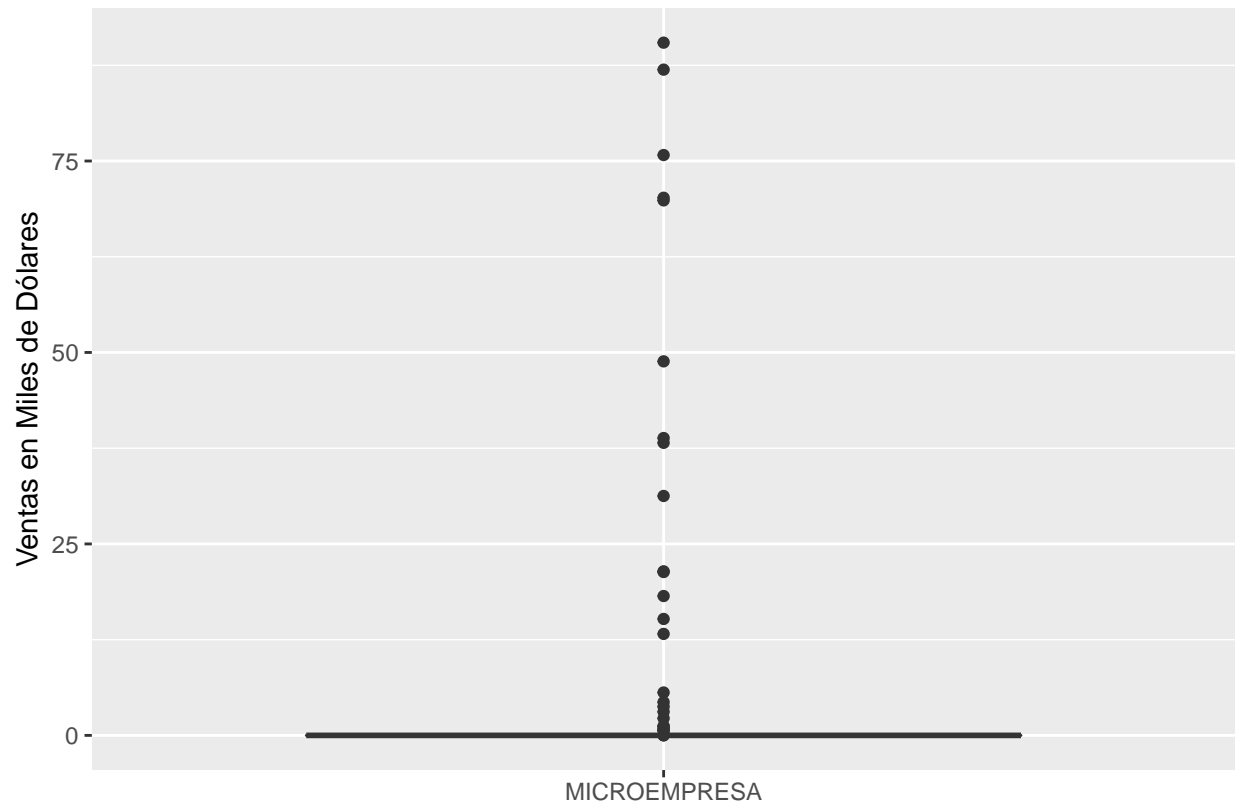


Figura 2.9: Diagrama de Caja de las Ventas de las Microempresas

```
ggplot(subset(rank2018, TAMAÑO == "MICROEMPRESA"), aes(TAMAÑO, VENTAS/1000)) +  
  geom_boxplot() + xlab("") +  
  ylab("Ventas en Miles de Dólares")
```


Capítulo 3

Intervalos de Confianza y Pruebas de Hipótesis

En la sección 2.1 se habló de los tipos de estadística, la estadística inferencial consiste de los métodos por medio de los cuales se puede hacer inferencias o generalizaciones sobre una población. La inferencia estadística se puede dividir en dos grandes áreas: **estimación** y **pruebas de hipótesis**.

Imaginemos que se desea estimar el promedio de las ventas en miles de las empresas que son auditadas por firmas Big Four, sin embargo debemos recordar que en nuestro conjunto de datos no tenemos a todas las empresas sino a una muestra de las empresas, por lo que afirmar que el valor obtenido es el promedio de todas las empresas auditadas por Big Four es el valor real es muy arriesgado. Sin embargo, podríamos dar un intervalo en el que posiblemente se encuentre el valor que deseamos estimar.

Ahora supongamos que usted como investigador quiere probar que el promedio de las ventas en miles de las empresas que son auditadas por una Big Four es mayor a las empresas que no son auditadas por una Big Four. Una primera aproximación para resolver este problema es realizar una gráfica que le muestre las ventas de acuerdo al tipo de empresa auditora.

Antes de elaborar el gráfico vamos a crear una nueva variable llamada `Big4` en la que si la variable `'BIG4'` es igual a 1 la variable `Big4` tomará el valor de Sí, caso contrario tomará el valor de No.

```
big4size <- big4size %>%  
  mutate(  
    Big4 = ifelse(BIG4==1, "Sí","No")  
  )
```

En las figuras 3.1 y 3.2 se observa el histograma y el diagrama de caja de las ventas de acuerdo a la firma auditora. Al observar las gráficas se puede afirmar que evidentemente el promedio de las ventas de las empresas auditadas por firmas Big Four es mayor, sin embargo en estadística no se puede confirmar o negar una afirmación con solo ver un gráfico.

```
ggplot(big4size, aes(x=VTAS/1000, fill=Big4)) +  
  geom_histogram(alpha=0.3, color="black",bins=10, binwidth = 200000) +  
  scale_x_continuous(breaks = seq(0,2000000,200000)) +  
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 90, hjust = 1)) +  
  xlab("Ventas en Miles") + ylab("Frecuencia")
```

```
ggplot(big4size, aes(Big4, VTAS/1000)) +  
  geom_boxplot() + xlab("Tipo de Firma") +  
  ylab("Ventas en Miles de Dólares")
```

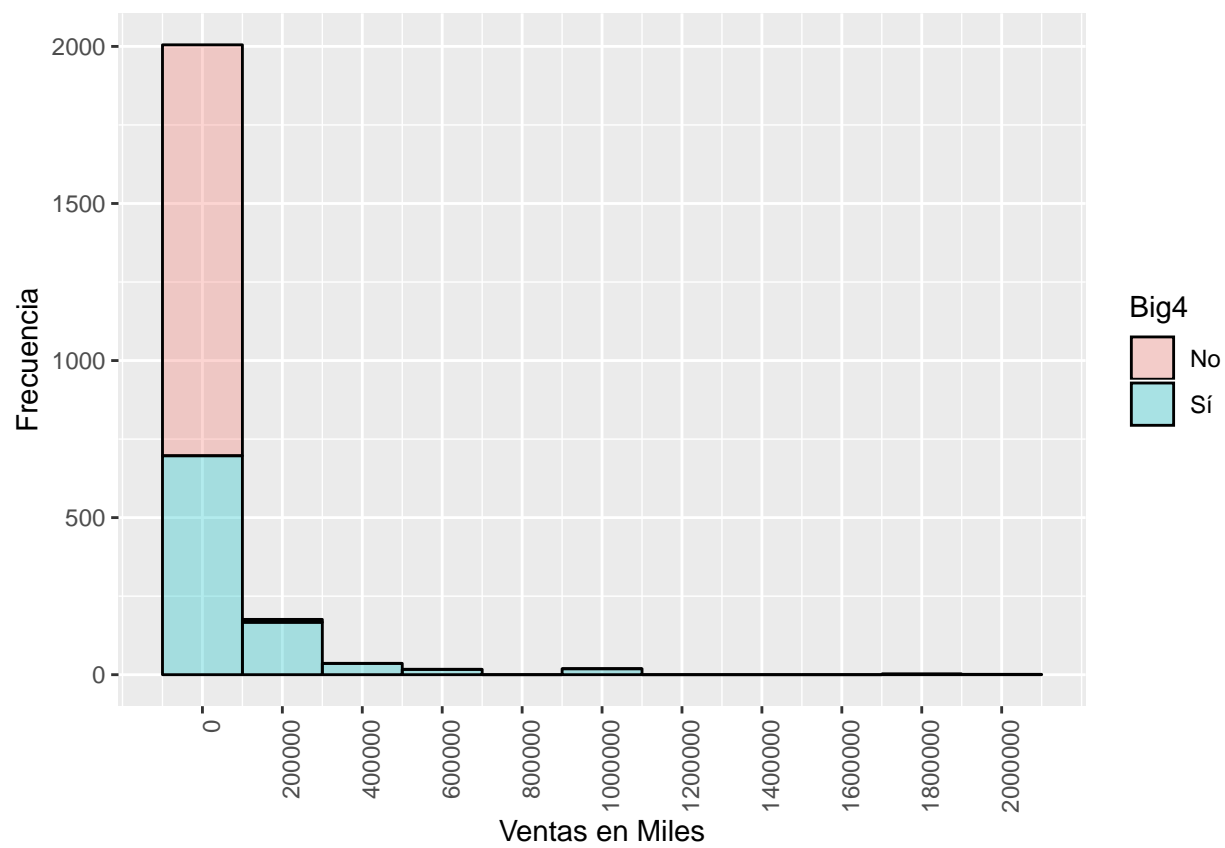


Figura 3.1: Histograma de las Ventas de Acuerdo al tipo de Firma Auditora

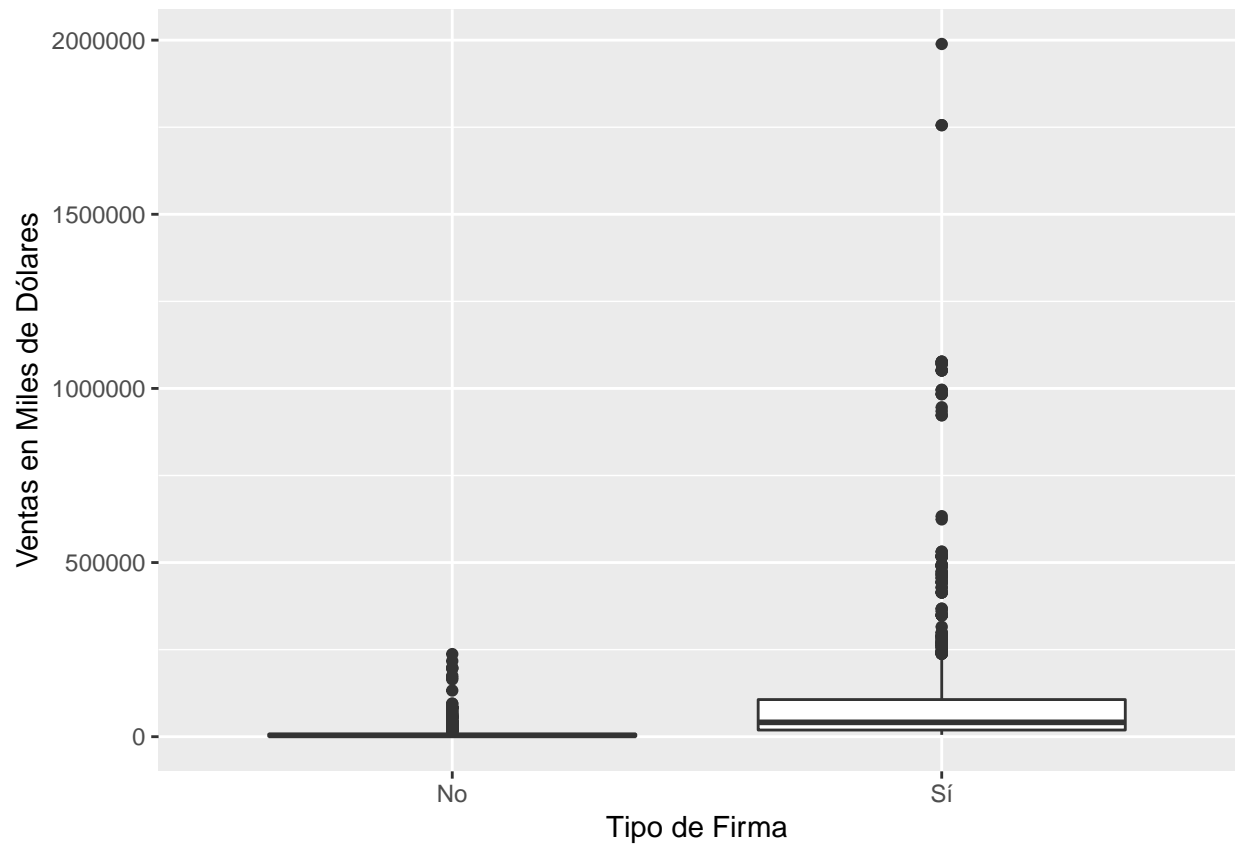


Figura 3.2: Diagrama de Caja de las Ventas de Acuerdo al tipo de Firma Auditora

Los dos problemas citados serán abordados y resueltos en este capítulo. El primero en la sección 3.1 y el segundo en la sección 3.2.

3.1 Intervalos de Confianza

Un *estimador puntual* de un parámetro θ es un número $\bar{\theta}$ de un estadístico Θ que puede ser considerado un valor que se aproxima a θ . Por ejemplo \bar{x} del estadístico \bar{X} , calculado de una muestra de tamaño n es un estimador puntual del parámetro poblacional μ . Debido a que un estimador puntual es un simple número, no da información por sí solo sobre la precisión y la confiabilidad de la estimación.

En cualquier estimación de un parámetro habrá un error asociado, por ejemplo \bar{X} no debe estimar μ con exactitud, pero se espera que no esté muy lejos del valor real. Lo que se espera de un estimador es que sea insesgado y eficiente.

La forma de un intervalo de confianza es:

$$\text{Estimador puntual} \pm \text{Margen de Error} \quad (3.1)$$

El estimador es el valor calculado a partir de la muestra para el parámetro desconocido. El *margen de error* es cuán preciso es nuestro cálculo, basados en la variabilidad del estimador, y de la confianza que tengamos en que el procedimiento detectará el valor real del parámetro de la población.

3.1.1 Interpretación de un intervalo de confianza

Un intervalo de confianza del $C\%$ indica que si construimos muchos de esos intervalos, entonces el $C\%$ de las veces el intervalo contendrá el valor real del parámetro.

Por ejemplo en la figura 3.3 se muestran 100 intervalos contruidos con el 95% de confianza para el promedio poblacional, para construir cada intervalo se tomaron muestras de 100 elementos. Los intervalos de color celeste son los que contienen el valor real del parámetro, los intervalos de color rojo son los que no contienen el valor real del parámetro. El lector puede verificar que 5 intervalos es decir el 5% no contiene el valor real del parámetro lo que implica que el 95% de los intervalos sí contiene el valor real del parámetro.

3.1.2 Intervalo de Confianza para la media μ

Para construir un intervalo de confianza para μ existen dos casos, el primero es cuando se conoce la desviación poblacional σ y el segundo cuando no se conoce la desviación poblacional σ . El primer caso es hipotético y puede ser considerado un caso para ejemplificar el concepto de intervalo de confianza, en la sección 3.1.2.1 se explica en detalle por qué consideramos este un caso hipotético. Para el primer caso usamos la distribución normal y para el segundo debemos usar otra distribución como lo veremos en la sección 3.1.2.2.

3.1.2.1 Intervalo de confianza para μ cuando se conoce σ

Si \bar{x} es la media de una muestra aleatoria de tamaño n de una población con desviación conocida σ , un intervalo con $100(1 - \alpha)\%$ para la media μ está dado por:

$$\left(\bar{x} - Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{x} + Z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) \quad (3.2)$$

Donde $Z_{\frac{\alpha}{2}}$ es el valor correspondiente a una probabilidad de cola superior de $\frac{\alpha}{2}$ de la distribución normal estándar. El valor de $Z_{\frac{\alpha}{2}}$ que se usa para construir un intervalo de confianza recibe el nombre de *valor crítico*.

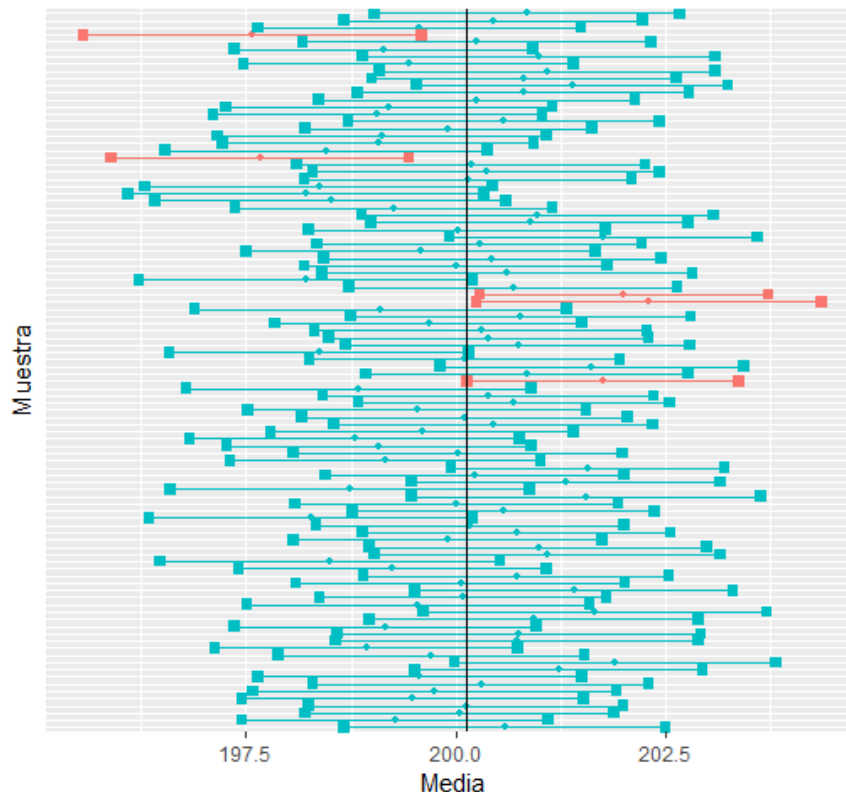


Figura 3.3: Intervalos de Confianza simulados

Para utilizar la ecuación (3.2) es necesario conocer el valor de σ . Pero conocer σ implica conocer todos los valores de la población. Y si se conocen todos los valores de la población se puede calcular el valor de la media poblacional que es lo que nos interesa estimar. En situaciones empresariales y financieras nunca se conoce la desviación estándar de la población y además las poblaciones son muy grandes lo que imposibilita poder examinar todos los valores. En la siguiente sección aprenderemos a abordar esta situación.

3.1.2.2 Intervalo de confianza para μ cuando no se conoce σ

Si \bar{x} es la media de una muestra aleatoria de tamaño n con desviación muestral s , un intervalo con $100(1 - \alpha)\%$ para la media μ está dado por:

$$\left(\bar{x} - t_{\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}}, \bar{x} + t_{\frac{\alpha}{2}} \frac{s}{\sqrt{n}} \right) \quad (3.3)$$

donde $t_{\frac{\alpha}{2}}$ es el valor crítico correspondiente a una probabilidad de cola superior de $\frac{\alpha}{2}$ de la distribución t con $n - 1$ grados de libertad.

3.1.3 Intervalo de Confianza para la proporción

Los dos intervalos de confianza vistos en las secciones anteriores son usados para variables cuantitativas, también se puede crear intervalos de confianza para variables categóricas. Por ejemplo, es posible que queramos estimar la proporción de elementos en una población que poseen cierta propiedad de interés. El parámetro

de la proporción poblacional lo vamos a representar con la letra griega π . El estimador puntual para π es la proporción muestral $p = \frac{X}{n}$, donde n es el tamaño muestral y X es el número de elementos de la muestra que poseen la característica que interesa.

$$\left(p - Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}, p + Z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \right) \quad (3.4)$$

Donde

- $p = \text{proporción muestral} = \frac{X}{n} = \frac{\text{Número de elementos con la característica}}{\text{Tamaño muestral}}$
- $n = \text{tamaño muestral}$

3.1.4 Intervalo de Confianza para la diferencia de medias

Si tenemos dos poblaciones con media μ_1 y μ_2 y desviaciones σ_1 y σ_2 respectivamente un estimador puntual de la diferencia entre μ_1 y μ_2 viene dado por el estadístico $\bar{X}_1 - \bar{X}_2$. Es decir que para obtener un estimador puntual de $\mu_1 - \mu_2$ debemos escoger dos muestras independientes, una muestra de cada población, de tamaños n_1 y n_2 .

De acuerdo al teorema del límite central $\bar{X}_1 - \bar{X}_2$ debe estar distribuida normalmente con media $\mu_1 - \mu_2$ y desviación $\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}$.

3.1.4.1 Desviaciones conocidas

Si \bar{x}_1 y \bar{x}_2 son medias de muestras aleatorias independientes de tamaños n_1 y n_2 de poblaciones con desviaciones conocidas σ_1 y σ_2 , respectivamente, un intervalo de confianza al $100(1 - \alpha)\%$ para $\mu_1 - \mu_2$ está dado por:

$$\left((\bar{x}_1 - \bar{x}_2) - z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}, (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) + z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right) \quad (3.5)$$

3.1.4.2 Desviaciones desconocidas e iguales

Si \bar{x}_1 y \bar{x}_2 son las medias de muestras aleatorias independientes, de tamaños muestrales n_1 y n_2 respectivamente, de poblaciones aproximadamente normales con desviaciones desconocidas pero iguales un intervalo de confianza del $100(1 - \alpha)\%$ para $\mu_1 - \mu_2$ está dado por

$$\left((\bar{x}_1 - \bar{x}_2) - t_{\frac{\alpha}{2}} s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}, (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) + t_{\frac{\alpha}{2}} s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \right) \quad (3.6)$$

donde s_p es el estimador de la desviación conjunta y se calcula a partir de la expresión (3.7) y $t_{\frac{\alpha}{2}}$ es el valor t con $v = n_1 + n_2 - 2$ grados de libertad, con una probabilidad de $\frac{\alpha}{2}$. dejando un área de $\frac{\alpha}{2}$ a la derecha.

$$s_p^2 = \frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (3.7)$$

3.1.4.3 Desviaciones desconocidas y diferentes

Si \bar{x}_1 , s_1 , \bar{x}_2 y s_2 son las medias y desviaciones de muestras aleatorias independientes de tamaños muestrales n_1 y n_2 , respectivamente de poblaciones aproximadamente normales con varianzas desconocidas y diferentes un intervalo de confianza del $100(1 - \alpha)\%$ para $\mu_1 - \mu_2$ está dado por:

$$\left((\bar{x}_1 - \bar{x}_2) - t_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}, (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) + t_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}} \right) \quad (3.8)$$

donde $t_{\frac{\alpha}{2}}$ es el valor t con

$$v = \left[\frac{\left(\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2} \right)^2}{\frac{\left(\frac{s_1^2}{n_1} \right)^2}{n_1 - 1} + \frac{\left(\frac{s_2^2}{n_2} \right)^2}{n_2 - 1}} \right] \quad (3.9)$$

grados de libertad, con un área de $\frac{\alpha}{2}$ a la derecha.

3.1.5 Intervalo de Confianza para la diferencia de proporciones

Si p_1 y p_2 son las proporciones de éxitos en muestras aleatorias de tamaño n_1 y n_2 , respectivamente, $q_1 = 1 - p_1$, y $q_2 = 1 - p_2$ un intervalo de confianza del $100(1 - \alpha)\%$ para la diferencia de dos proporciones poblacionales $\pi_1 - \pi_2$, está dado por

$$\left((p_1 - p_2) - z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p_1 q_1}{n_1} + \frac{p_2 q_2}{n_2}}, (p_1 - p_2) + z_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{p_1 q_1}{n_1} + \frac{p_2 q_2}{n_2}} \right) \quad (3.10)$$

3.2 Pruebas de hipótesis

Los intervalos de confianza pueden ayudar a contestar preguntas tales como “¿es razonable concluir que la media de los ingresos de las pequeñas empresas durante el año anterior es igual a medio millón de dólares?” y podríamos verificar si el valor en cuestión está dentro del intervalo de confianza, de ser así podríamos contestar afirmativamente a la pregunta. Este procedimiento que acabamos de enunciar tiene mucho sentido pero puede resultar “muy débil” para contestar la pregunta. Preguntas como la mencionada anteriormente se pueden contestar usando pruebas de hipótesis. Una hipótesis, en términos estadísticos, es una suposición o afirmación sobre un parámetro de la población y una prueba de hipótesis es un procedimiento basado en evidencia de la muestra y la teoría de la probabilidad para determinar si la hipótesis es una afirmación razonable.

Toda prueba de hipótesis parte de un enunciado que se asume verdadero hasta probar lo contrario, esta hipótesis que se asume cierta es conocida como **hipótesis nula**. El nombre de *nula* proviene de la esperanza de que no exista diferencia significativa entre los grupos de prueba. La **hipótesis alternativa** es lo opuesto a la hipótesis nula. La hipótesis alternativa en la mayoría de los casos se considera como una hipótesis de investigación.

La hipótesis nula se denota con H_0 y la alternativa con H_1 aunque algunos autores utilizan la notación H_a . Al final de una prueba de hipótesis se acepta o se rechaza la hipótesis nula, pero debemos tener claro que el procedimiento para probar hipótesis incluye la probabilidad de una conclusión incorrecta. Es decir que el

investigador debe comprender que el rechazo de una hipótesis implica que la evidencia proporcionada por la muestra es la que rechaza la hipótesis, dicho de otra forma rechazar una hipótesis significa que existe una pequeña probabilidad de obtener la información muestral observada cuando, en realidad la hipótesis es verdadera.

Existen dos tipos de errores posibles en un procedimiento de prueba de hipótesis: rechazar la hipótesis nula cuando esta es verdadera y no rechazarla cuando esta es falsa, en la 3.2 se resume la relación entre las decisiones y los errores.

Error Tipo I y II

	H_0 es verdadera	H_0 es falsa
No rechazar H_0	Decisión Correcta	Error Tipo II
Rechazar H_0	Error Tipo I	Decisión Correcta

El error de tipo I también se conoce como falso positivo y el error de tipo II como falso negativo. La probabilidad de cometer un error de tipo I se denota con α y la probabilidad de cometer un error de tipo II se denota con β .

Existen algunas propiedades importantes que se deben conocer sobre los errores de tipo I y tipo II.

- Los errores de tipo I y de tipo II están relacionados. Si la probabilidad de uno aumenta la probabilidad del otro disminuye.
- La probabilidad de cometer un error de tipo I se puede reducir ajustando el o los valores críticos.
- Un incremento del tamaño muestral n , reducirá α y β .
- Si la hipótesis nula es falsa, β tiene un máximo cuando el verdadero valor de un parámetro se aproxima al valor hipotético. A mayor distancia entre el verdadero valor y el hipotético, el valor de β sera menor.

Si se establece una buena regla de decisión, tendríamos una alta oportunidad de tomar una decisión correcta. Desafortunadamente no es posible eliminar completamente la posibilidad de errores, pues como se dijo anteriormente reducir la probabilidad de cometer el error de un tipo implica aumentar el error de otro tipo.

Retomemos la pregunta planteada al inicio de esta sección, tomemos como hipótesis nula que la media es igual a 500000 y como alternativa que la media es diferente de 500000, por el momento no entraremos en detalles de como escoger las hipótesis; las hipótesis serán expresadas en miles de dólares:

$$\begin{cases} H_0 : \mu = 500 \\ H_1 : \mu \neq 500 \end{cases} \quad (3.11)$$

Una *regla de decisión* podría ser escoger un punto o puntos límites en el eje x' como en la figura 3.4. La gráfica de color rojo representa H_0 y las de color celeste representan H_1 . En este caso vamos a escoger dos puntos límites porque si la media muestral se encuentra a la izquierda o a la derecha de estos límites, se rechaza H_0 . En cualquiera de los dos casos la media muestral está demasiado lejos de H_0 para ser creíble. Si la media muestral \bar{x} está entre los valores límite se acepta H_0 . La región entre los puntos límite es la *región de no rechazo* y hacia la izquierda o derecha de los puntos límite se encuentra la *región de rechazo*.

Partiendo de lo anterior, se pueden ver los errores de tipo I y II. El área de color verde bajo la distribución de H_0 muestra la probabilidad de rechazar H_0 cuando en realidad es verdadera, es decir un error de tipo I. El área de color celeste bajo la distribución de H_1 muestra la probabilidad de no rechazar H_0 cuando en realidad es falsa. En una prueba de hipótesis el investigador decide la probabilidad α de un error de tipo I, este valor de α es conocido como la **significancia**.

Los puntos límites son conocidos como **valores críticos**. Un procedimiento muy usado en pruebas de hipótesis es calcular el valor z de la media muestral, conocido como **estadístico de prueba** y luego comparar el valor crítico con este estadístico. Podríamos resumir el procedimiento de prueba de hipótesis en 5 pasos:

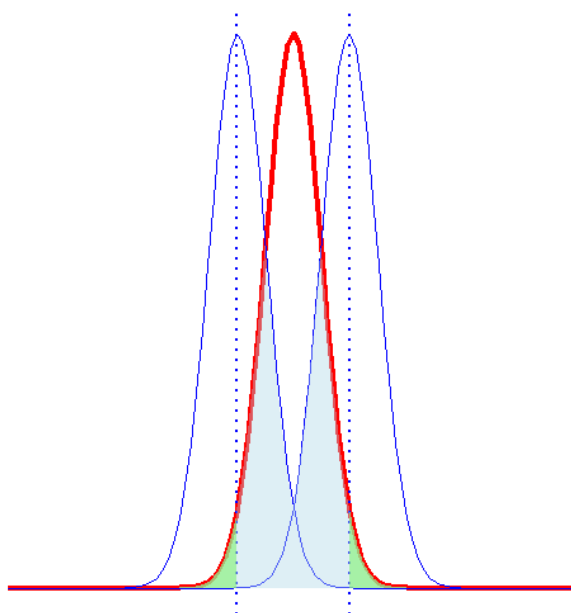
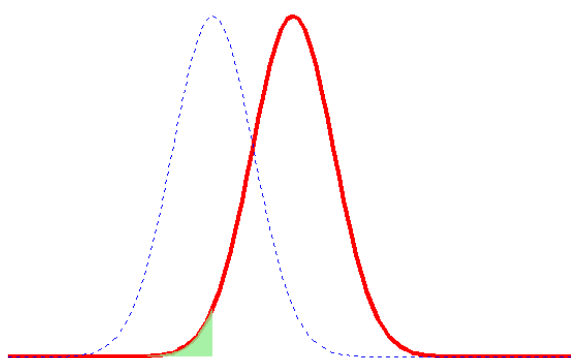


Figura 3.4: Errores Tipo I y II

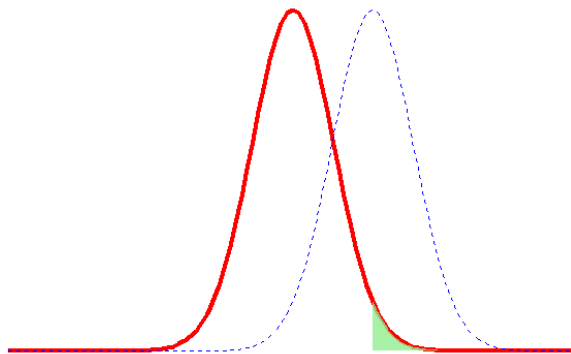
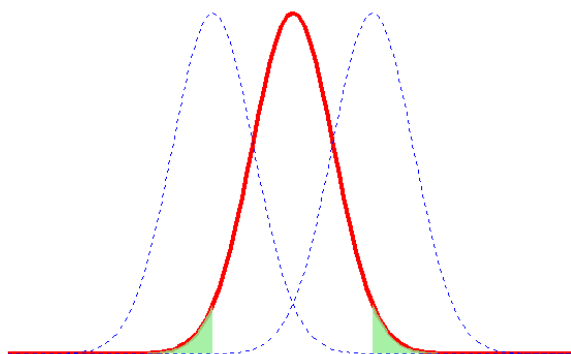
1. Determinar las hipótesis nula y alternativa.
2. Escoger la significancia, generalmente se escoge el 5% o 0.05.
3. Determinar el estadístico
4. Calcular el valor crítico y establecer la regla de decisión
5. Tomar la decisión.

Una forma sencilla de entender cómo establecer la regla de decisión es ver la hipótesis alternativa. La hipótesis alternativa puede tener los símbolos $<$, $>$ o \neq . La región de rechazo de cada una se sombrea de color verde en las figuras 3.5, 3.6 y 3.7 respectivamente, al igual que en la figura 3.4 la distribución de rojo corresponde a H_0 y la de azul a H_1 . Las figuras 3.5 y 3.6 corresponden a pruebas de hipótesis de **una cola** y la figura 3.7 corresponde a una prueba de hipótesis de **dos colas**

Figura 3.5: $H_1 : <$

3.2.1 Significancia, tamaño del efecto y potencia de la prueba

Los investigadores generalmente buscan resultados “significativos”, es común encontrar en los artículos académicos, investigaciones y reportes expresiones como “los resultados son significativos”, “el coeficiente es

Figura 3.6: $H_1 : >$ Figura 3.7: $H_1 : \neq$

significativamente diferente de cero”. Es importante entender que la palabra “significativo” se usa en términos estadísticos y no en el sentido de *importante* o *relevante*. Es decir que algo puede ser estadísticamente significativo pero no relevante.

Supongamos que en el ejemplo desarrollado en la sección anterior tenemos una media muestral de 496 y que ese valor nos lleva a rechazar la hipótesis nula. Para nosotros esa diferencia puede no ser relevante, sin embargo esa diferencia es significativa en el sentido estadístico. Es decir que no solo deberíamos interpretar los resultados estadísticos solamente en términos de la significancia sino también considerar el tamaño de la diferencia esto es conocido como el **tamaño del efecto** y preguntarse si es importante o no.

Otro concepto relacionado a las probabilidades de error es la **potencia de una prueba** que es la probabilidad de rechazar H_0 cuando esta es falsa. Si la prueba fuera de una cola con hipótesis alternativa $>$, la potencia de la prueba viene dada entonces por el área bajo H_1 a la derecha de la línea de decisión.

$$\text{Potencia de una Prueba} = 1 - P(\text{Error Tipo II}) = 1 - \beta \quad (3.12)$$

3.2.2 El valor p

El valor p es la probabilidad, calculada suponiendo que la hipótesis nula es cierta, de obtener un valor del estadístico de prueba al menos tan contradictorio para H_0 como el valor calculado a partir de la muestra disponible. Dicho de otra forma el valor p es el nivel más bajo de significancia en el que el valor observado del estadístico de prueba es significativo.

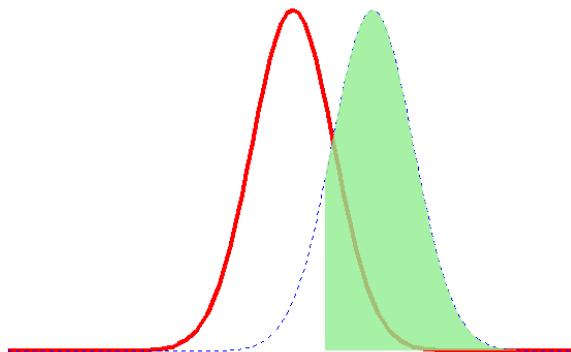


Figura 3.8: Potencia de una prueba de Hipótesis

El criterio para rechazar H_0 utilizando el valor p es, si $p < \alpha$ se rechaza H_0 . Es un criterio ampliamente usado, sin embargo en los últimos años ha tenido muchas críticas.

3.2.3 Estadísticos

Aunque el objetivo de este libro es trabajar con R, es necesario que el lector conozca los estadísticos usados en las diferentes pruebas de hipótesis que se trabajarán en las siguientes secciones,

Estadísticos

Parámetro	Muestra	Varianza	Estadístico	Distribución
Media	Grande	Conocida	$\frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$	Z
	Pequeña	Desconocida	$\frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{s}{\sqrt{n}}}$	t con $n - 1$ grados de libertad
Diferencia de Medias	Grande	Conocidas	$\frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$	Z
	Pequeña	Desconocidas e iguales	$\frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{s_p \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}$	t con $n_1 + n_2 - 2$ grados de libertad

Parámetro	Muestra	Varianza(s)	Estadístico	Distribución
			$\frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}}$	
	Desconocidas y diferentes			t con dos de libertad definidos como en la ecuación (3.9)
Proporción	No Aplica	No Aplica	$\frac{p - \pi}{\sqrt{\frac{\pi(1-\pi)}{n}}}$	Z
Diferencia de proporciones	No Aplica	No Aplica	$\frac{p_1 - p_2}{\sqrt{\hat{p}\hat{q}\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}}$	Z
			donde $\hat{p} = \frac{x_1 + x_2}{n_1 + n_2}$ $\hat{q} = 1 - \hat{p}$	

3.2.4 Pruebas de hipótesis e Intervalos de Confianza para la media en R

3.2.5 Pruebas de hipótesis e Intervalos de Confianza para la proporción en R

Capítulo 4

Regresión

Supongamos que se quisiera analizar la relación entre las ventas y la utilidad de una empresa, para tratar de explicar de qué forma las ventas afectan la utilidad de las empresas. La existencia de la relación entre variables puede ser analizada usando un gráfico, una medida numérica o una ecuación. El gráfico utilizado para analizar la relación entre dos variables se llama *gráfico de dispersión* o *diagrama de dispersión*,

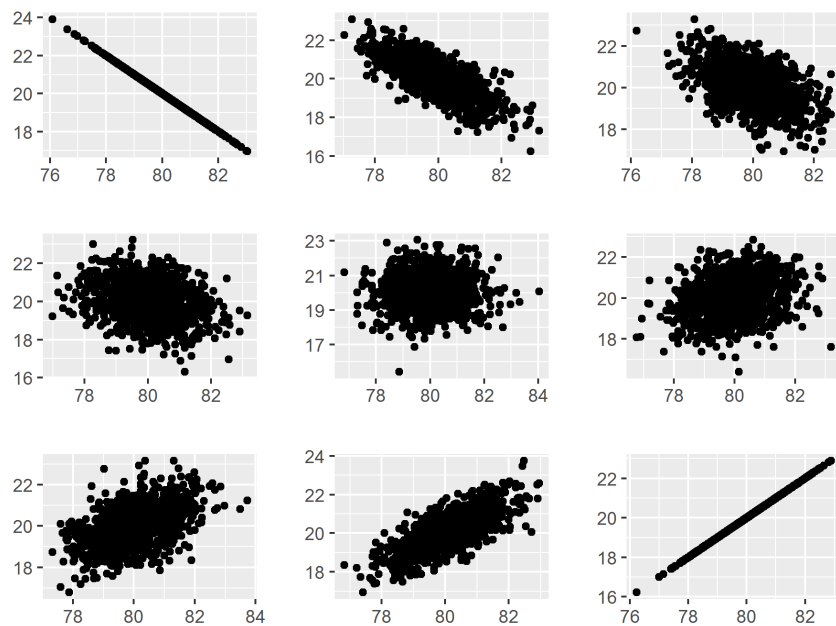


Figura 4.1: Gráficos de dispersión

Capítulo 5

Análisis Factorial

5.1 Análisis de Fiabilidad

5.2 Evaluación de Análisis Factorial

Capítulo 6

Algo de series de tiempo

Bibliografía

Wilkinson, L. (2005). *The Grammar of Graphics*. Springer-Verlag, New York, 2nd edition. ISBN 978-0-387-28695-2.