

R en las Ciencias Agropecuarias

Franklin Santos

2020-11-16

Contents

Bienvenido	5
0.1 Prerequisites	5
1 R básico	7
1.1 Introducción a R	7
1.2 Bloques de construcción	9
1.3 Combinar valores en un vector	9
1.4 Crea variables a través de asignaciones	13
1.5 Utilice operadores básicos	14
1.6 Llamar al código R existente a través de funciones	19
1.7 Utilice funciones y datos existentes a través de paquetes	21
1.8 Formato de introducción	23
2 Literature	27
3 Methods	29
4 Introducción a Machine Learning	31
4.1 Inteligencia artificial	32
4.2 Machine Learning (Aprendizaje automático)	32
4.3 Aprendizaje profundo (Deep Learning)	33
4.4 Casos de uso populares	33
4.5 Técnicas de Machine Learning	35
4.6 Aprendizaje supervisado con regresión y clasificación	40
5 Final Words	43

Bienvenido

Bienvenido a **R aplicada en las Ciencias Agropecuarias**. El contenido del libro presenta ejemplos de análisis exploratorio de datos, estadística inferencial y modelos de regresión. Generalmente, se expone las metodologías mas usuales en un reporte de trabajos de investigación y/o tesis.

Este libro es para aquellos que tienen poca o ninguna experiencia previa en programación en R o cualquier otro lenguaje de programación. Su objetivo es desarrollar los conceptos básicos y enseñarle las capacidades de R. Con la lectura y práctica, habrá adquirido una nueva habilidad valiosa para explorar conjuntos de datos y crear visualizaciones impresionantes.

0.1 Prerequisites

This is a *sample* book written in **Markdown**. You can use anything that Pandoc's Markdown supports, e.g., a math equation $a^2 + b^2 = c^2$.

The **bookdown** package can be installed from CRAN or Github:

```
install.packages("bookdown")  
# or the development version  
# devtools::install_github("rstudio/bookdown")
```

Remember each Rmd file contains one and only one chapter, and a chapter is defined by the first-level heading #.

To compile this example to PDF, you need XeLaTeX. You are recommended to install TinyTeX (which includes XeLaTeX): <https://yihui.org/tinytex/>.

Chapter 1

R básico

R es muy popular e increíblemente útil para las personas que trabajan como científicos de datos o en empresas. Pero también puede usar R para cosas más simples, como crear un gráfico agradable o hacer un cálculo rápido. Comenzar a utilizar R es bastante sencillo.

1.1 Introducción a R

El lenguaje informático estadístico más potente del planeta. – Norman Nie, fundador de SPSS

R es un lenguaje de programación y un ambiente para trabajar con datos. Es muy utilizado por estadísticos y científicos de datos por su sintaxis de código expresivo, abundantes paquetes y herramientas externas y funciona en todos los sistemas operativos principales.

Es la navaja suiza para el análisis de datos y la computación estadística (¡y también puedes hacer algunos gráficos bonitos!). El lenguaje R se puede ampliar fácilmente con paquetes escritos por una gran y creciente comunidad de desarrolladores de todo el mundo. Puede encontrarlo prácticamente en cualquier lugar: lo utilizan instituciones académicas, empresas emergentes, corporaciones internacionales y muchos más.

1.1.1 ¿Por qué usar R?

R es un lenguaje popular para resolver problemas de análisis de datos y también lo usan personas que tradicionalmente no se consideran programadores. Al crear gráficos y visualizaciones con R, descubrirá que tiene muchas más posibilidades creativas que las aplicaciones gráficas, como Excel.

Estas son algunas de las **características** por las que R es más famoso:

Visualización: Crear gráficos y visualizaciones hermosos, es una de sus mayores fortalezas. El lenguaje central ya proporciona un amplio conjunto de herramientas utilizadas para trazar gráficos y para todo tipo de gráficos. El cielo es el límite.

Reproducibilidad: a diferencia del software de hoja de cálculo, el código R no está acoplado a conjuntos de datos específicos y puede reutilizarse fácilmente en diferentes proyectos, incluso cuando excede más de 1 millón de filas. Cree fácilmente informes reutilizables y genere automáticamente nuevas versiones a medida que cambien los datos.

Modelamiento avanzado: R proporciona la base de código más grande y poderosa para el análisis de datos en el mundo. La riqueza y profundidad de los modelos estadísticos disponibles no tiene paralelo y crece día a día, gracias a la gran comunidad de desarrolladores y colaboradores de paquetes de código abierto.

Automatización: el código R también se puede utilizar para automatizar informes o para realizar transformación de datos y cálculos de modelos. También se puede integrar en flujos de trabajo de producción automatizados, ambientes informáticos en la nube y sistemas de bases de datos modernos.

1.1.2 R en buena compañía

R es el estándar de facto para la computación estadística en instituciones académicas y empresas de todo el mundo. Su gran soporte para la programación alfabetizada (código que se puede combinar con texto legible por humanos) permite a los investigadores y científicos de datos crear informes listos para publicación que son fáciles de reproducir para los revisores.

El lenguaje ha tenido una amplia adopción en varias industrias; vea algunos ejemplos a continuación:

Tecnologías de la información

- Microsoft: Microsoft R Open, TrueSkill(TM), más aquí
- Google: R para investigación de mercado y análisis, prediciendo el presente con Google Trends
- Facebook: Visualizando amistades, La formación del amor, Paquete Prophet para pronósticos de series de tiempo.
- Otros (con enlaces a proyectos): AirBnB, Uber, Oracle, IBM, Twitter.

Farmacias: Merck, Genentech (Roche), Novartis, Pfizer **Periódicos:** The Economist, The New York Times, Financial Times

Finanzas

- Bancos: Bank of America, J.P.Morgan, Goldman Sachs, Credit Suisse, UBS, Deutsche Bank

- Seguros: Lloyd's, Allianz

1.2 Bloques de construcción

El lenguaje R consta de tres bloques fundamentales de construcción necesarios para realizar sus primeros pasos en el ambiente R:

- Objeto: todo lo que existe es un objeto
- Función: todo lo que sucede es una llamada a función
- Interfaz: R se basa en interfaces para muchos algoritmos

Los **objetos** más importantes en R son **vectores**. Forman la base de (casi) todas las estructuras de datos de R. La mayor parte del poder y la expresividad de R se deriva del hecho de que es un lenguaje orientado a vectores. Las **funciones** y los operadores pueden definirse fácilmente y trabajar directamente en vectores para calcular resultados.

La mayor fortaleza de R es su flexibilidad para integrar fácilmente nuevos algoritmos y construir **interfaces** a su alrededor. El sistema de paquetes R permite a los colaboradores integrar muchos modelos y bibliotecas externas de código abierto. Su repositorio principal de paquetes llamado “**CRAN**” aloja estos paquetes y permite a los usuarios instalarlos y cargarlos fácilmente en sus ambientes.

1.3 Combinar valores en un vector

R siempre crea listas de valores, incluso cuando solo hay un valor en una lista. Estas listas se denominan vectores y facilitan mucho el trabajo con datos.

- Todo es un vector
- Conozca los diferentes tipos de datos en R
- Aprenda a crear vectores
- Utilice el operador `:` para crear secuencias numéricas
- Utilice la función de concatenar `c()` para crear vectores de diferentes tipos de datos

```
1:100
c(1, 2, 3, 4)
c("abc", "def", "ghi")
c(TRUE, FALSE, TRUE)
```

1.3.1 Introducción a los vectores

Un vector es una colección de elementos del mismo tipo y la estructura de datos más básica en R. Por ejemplo, un vector podría contener los cuatro números 1, 3, 2 y 5. Otro vector podría formarse con las tres cadenas de

texto "Bienvenido", "Hi" y "Hola". Estos diferentes tipos de valores (números, texto) se denominan *tipos de datos*.

Un valor único también se trata como un vector, un vector con un solo elemento. Como veremos a lo largo del curso, este concepto hace que R sea muy especial. Podemos manipular los vectores y sus valores a través de muchas operaciones proporcionadas por R.

Una ventaja clave de los vectores es que podemos aplicar una operación (por ejemplo, una multiplicación) a todos sus valores a la vez en lugar de pasar por cada elemento individualmente. Esto se llama *vectorización*.

1.3.2 Tipos de vectores

Los vectores solo pueden contener elementos del mismo *tipo de datos*. En este libro trabajaremos con los siguientes tres tipos de datos principales:

Los valores **numéricos** son números. Aunque pueden dividirse aún más en números enteros (enteros) y números con decimales (dobles), R convierte automáticamente entre estos subtipos si es necesario. Por lo tanto, colectivamente nos referiremos a ellos como valores **numéricos**.

Los valores de **caracteres** contienen contenido textual. Estos pueden ser letras, símbolos, espacios y números también. Deben estar entre comillas: comillas simples '___' o comillas dobles "___".

Los valores **lógicos** pueden ser TRUE o FALSE. A menudo también se les conoce como valores *booleanos* o *binarios*. Debido a que un valor lógico solo puede ser TRUE o FALSE, se usan con mayor frecuencia para responder preguntas simples como “¿Es 1 mayor que 2?” o “¿Son más de las 3 en punto?”. Este tipo de preguntas solo necesitan respuestas como “Sí” (TRUE) o “No” (FALSE). Es importante destacar que en R los valores lógicos distinguen entre mayúsculas y minúsculas, lo que significa que deben escribirse con mayúsculas.

1.3.3 Creando una secuencia de números

En R, incluso un solo valor se considera un vector. Crear un vector de un elemento es tan simple como escribir su valor:

Código de entrada:

```
4
```

Resultado:

```
## [1] 4
```

Para crear una secuencia de valores numéricos, podemos usar el operador `:` que toma dos números y genera un vector de todos los números enteros en ese rango:

Código de entrada:

```
2:11
```

Resultado:

```
## [1] 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11
```

El operador `:` crea un vector desde el número en el lado izquierdo hasta el número en el lado derecho. Por lo tanto, el orden de los números es importante. Si definimos el ejemplo anterior al revés, obtenemos un vector de números descendentes, en lugar de ascendentes:

Código de entrada:

```
11:2
```

Resultado:

```
## [1] 11 10 9 8 7 6 5 4 3 2
```

El operador `:` es útil cuando necesitamos un vector de cada número entero en un rango dado. Sin embargo, si necesitamos un vector donde los números no sean lineales, necesitamos algo diferente.

1.3.4 Concatenando valores numéricos a un vector

Podemos combinar múltiples números en un solo vector usando la función `c()` que une elementos entre las llaves redondas en una cadena o mas conocido como paréntesis. Múltiples elementos deben estar separados por comas.

Para crear nuestro primer vector con siete números diferentes, podemos usar la función de concatenación `c()` de esta manera:

Código de entrada:

```
c(7, 4, 2, 5, 5, 22, 1)
```

Resultado:

```
## [1] 7 4 2 5 5 22 1
```

Tenga en cuenta que el signo “[1]” antes de la salida anterior es agregado por R, y siempre se agrega automáticamente al imprimir vectores. Si sus vectores se hacen más grandes, verá más de estos prefijos. Solo sepa que R solo los agrega con fines informativos, y que están allí para ayudarlo mientras codifica. No son parte del vector en sí.

Puede ver esto más claramente, cuando la salida se extiende sobre varias líneas:

Código de entrada:

```
1:60
```

Resultado:

```
## [1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25
## [26] 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50
## [51] 51 52 53 54 55 56 57 58 59 60
```

1.3.5 Creando vectores de caracteres

Para crear un vector de caracteres de un elemento, todo lo que tenemos que hacer es escribir el texto. Recuerde que debemos usar comillas (" ") alrededor de los valores de los caracteres:

Código de entrada:

```
"golden retriever"
```

Resultado:

```
## [1] "golden retriever"
```

Para crear un vector de caracteres de múltiples elementos, podemos usar nuevamente la función concatenar `c()`. Esta vez lo usaremos con caracteres en lugar de números:

Código de entrada:

```
c("golden retriever", "labrador is a family dog", "beagle")
```

Resultado:

```
## [1] "golden retriever"          "labrador is a family dog"
## [3] "beagle"
```

1.3.6 Creando vectores lógicos

Los vectores lógicos solo pueden contener los valores `TRUE` y `FALSE`. Para crear un vector lógico con un solo valor, escriba uno de los valores válidos `TRUE` o `FALSE`. Recuerde que deben escribirse con letras mayúsculas:

Código de entrada:

```
TRUE
```

Resultado:

```
## [1] TRUE
```

De manera similar a otros tipos de vectores, podemos usar la función concatenar `c()` para crear un vector lógico de múltiples elementos:

Código de entrada:

```
c(TRUE, FALSE, TRUE, FALSE, TRUE)
```

Resultado:

```
## [1] TRUE FALSE TRUE FALSE TRUE
```

1.4 Crea variables a través de asignaciones

Por lo general, desea almacenar vectores y otros objetos en variables para poder trabajar con ellos más fácilmente. Las variables son como un cuadro con un nombre. A continuación, puede consultar el nombre para ver qué se almacena en el interior.

- Aprenda a crear una variable
- Usa variables para almacenar objetos y vectores
- Reutilizar objetos asignados mediante un nombre de variable

1.4.1 Asignando variables

Por lo general, queremos usar objetos como vectores más de una vez. Para evitar la molestia de volver a escribirlos y recrearlos todo el tiempo, nos gustaría guardarlos en algún lugar y reutilizarlos más tarde.

Para hacer esto, podemos asignarlos a un nombre de variable. R usa el operador de flecha especial `<-` para asignar valores a una variable. La flecha es simplemente la combinación de un carácter menor que (`<`) y un signo menos (`-`).

Veamos un ejemplo, en el que asignamos un vector numérico a una variable llamada `numbers`:

Código de entrada:

```
numbers <- c(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9)
```

Ahora podemos usar el nombre de la variable a continuación para ver su contenido:

```
numbers
```

Resultado:

```
## [1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9
```

Tenga en cuenta que cuando asignamos algo a una variable que ya existe, se sobrescribe. Todos los contenidos anteriores se eliminan automáticamente:

Código de entrada:

```
numbers <- c(10, 11, 12, 13)
numbers
```

Resultado:

```
## [1] 10 11 12 13
```

Una vez que haya definido una variable, puede usarla tal como usaría el vector subyacente. En el siguiente ejemplo creamos dos vectores numéricos y los asignamos a las variables `low` y `high`. Luego, usamos estas variables y concatenamos los dos vectores en uno solo y los asignamos una variable denominada `sequence`. Finalmente llamamos a la variable `sequence` e inspeccionamos su contenido:

Código de entrada:

```
low <- c(1, 2, 3)
high <- c(4, 5, 6)
sequence <- c(low, high)
sequence
```

Resultado:

```
## [1] 1 2 3 4 5 6
```

Como puede ver, los vectores 1, 2, 3 y 4, 5, 6 almacenados en las variables `low` y `high`, se combinaron en un solo vector que ahora es el contenido de la variable `sequence`.

1.4.2 Reglas de nomenclatura

Hay algunas reglas que debemos tener en cuenta al crear variables.

Reglas en la asignación de variables

- Puede contener letras: `example`
- Puede contener números: `example1`
- Puede contener guiones bajos: `example_1`
- Puede contener puntos: `example.1`
- Puede contener punto Adelante seguido por una letra: `.task`
- **No** puede comenzar con números: `2example`
- **No** se puede comenzar con guiones bajos: `_example`
- **No** puede comenzar con un punto si va directamente seguido de un número: `.2example`

1.5 Utilice operadores básicos

R no solo es bueno para analizar y visualizar datos, sino también para resolver problemas matemáticos o comparar datos entre sí. Además, puede usarlo como una calculadora de bolsillo.

- Usa R como calculadora de bolsillo
- Usa operadores aritméticos en vectores
- Use operadores relacionales en vectores
- Usa operadores lógicos en vectores

1.5.1 Usando R como calculadora de bolsillo

```

--- + ---
--- - ---
--- / ---
--- * ---

```

R es un lenguaje de programación desarrollado principalmente para estadísticas y análisis de datos. Dentro de R puede usar operadores matemáticos tal como lo haría en una calculadora. Por ejemplo, puede sumar + y restar - números entre sí:

Código de entrada:

```
5 + 5
```

Resultado:

```
## [1] 10
```

```
7 - 3.5
```

```
## [1] 3.5
```

Del mismo modo, puede multiplicar * o dividir / números:

```
5 * 7
```

```
## [1] 35
```

```
8 / 4
```

```
## [1] 2
```

Puedes tomar el poder de un número usando el signo ^ para potenciar o elevar:

```
2^3
```

```
## [1] 8
```

De acuerdo con las reglas de las matemáticas, puede usar corchetes para especificar el orden de evaluación en tareas más complejas:

```
5 * (2 + 4 / 2)
```

```
## [1] 20
```

1.5.2 Aplicación de operadoras aritméticas en vectores

```

--- + ---
--- - ---
--- / ---
--- * ---

```

Las operaciones, como la suma, la resta, la multiplicación y la división se denominan *operaciones aritméticas*. No solo pueden operar con valores únicos sino también con vectores. Si usa operaciones aritméticas en vectores, la operación se realiza en cada número individual del primer vector y el número individual en la misma posición del segundo vector.

En el siguiente ejemplo creamos dos vectores numéricos y los asignamos a las variables `a` y `b`. Luego los agregamos juntos:

```
a <- c(1, 3, 6, 9, 12, 15)
b <- c(2, 4, 6, 8, 10, 12)
a + b
```

```
## [1] 3 7 12 17 22 27
```

Como muestra la salida, los primeros elementos de los dos vectores se agregaron juntos y dieron como resultado $1 + 2 = 3$. Los segundos elementos $3 + 4 = 7$, los terceros elementos $6 + 6 = 12$ y así sucesivamente.

Podemos aplicar cualquier otra operación aritmética de manera similar:

```
a <- c(22, 10, 7, 3, 14, 4)
b <- c(4, 5, 2, 6, 14, 8)
a / b
```

```
## [1] 5.5 2.0 3.5 0.5 1.0 0.5
```

Usando el mismo principio, el primer elemento del resultado es $22 / 4 = 5.5$, el segundo es $10 / 5 = 2$ y así sucesivamente.

1.5.3 Usar operadores relacionales

```
==
!=
<
>
<=
>=
```

Los operadores relacionales se utilizan para comparar dos valores. La salida de estas operaciones siempre es un valor lógico `TRUE` o `FALSE`. Distinguimos seis tipos diferentes de operadores relacionales, como veremos a continuación.

Los operadores igual `==` y no igual `!=` comprueban si dos valores son iguales (o no):

```
2 == 1 + 1
```

```
## [1] TRUE
```

```
2 != 3
```



```
## [1] TRUE
```

Los operadores *menor que* `<` y *mayor que* `>` verifican si un valor es menor o mayor que otro:

```
2 > 4
```

```
## [1] FALSE
```

```
2 < 4
```

```
## [1] TRUE
```

Los operadores *menor que o igual a* `<=` y *mayor que o igual a* `>=` combinan la verificación de igualdad con la comparación menor o mayor que:

```
2 >= 2
```

```
## [1] TRUE
```

```
2 <= 3
```

```
## [1] TRUE
```

Todos estos operadores pueden usarse en vectores con uno o más elementos también. En ese caso, cada elemento de un vector se compara con el elemento en la misma posición en el otro vector, al igual que con los operadores matemáticos:

```
vector1 <- c(3, 5, 2, 7, 4, 2)
vector2 <- c(2, 6, 3, 3, 4, 1)
vector1 > vector2
```

```
## [1] TRUE FALSE FALSE TRUE FALSE TRUE
```

Por lo tanto, el resultado de este ejemplo se basa en las comparaciones $3 > 2$, $5 > 6$, $2 > 3$ y así sucesivamente.

1.5.4 Usando operadores lógicos

```
--- & ---
--- | ---
```

El operador *AND* `&` se usa para verificar si varias declaraciones son `TRUE` al mismo tiempo. Usando un ejemplo simple, podríamos verificar si 3 es mayor que 1 y al mismo tiempo si 4 es menor que 2:

```
3 > 1 & 4 < 2
```

```
## [1] FALSE
```

De hecho, 3 es mayor que 1, pero 4 no es menor que 2. Dado que una de las declaraciones es `FALSE`, el resultado de esta evaluación conjunta también es `FALSE`.

El operador *OR* `|` solo verifica si alguna de las declaraciones es `TRUE`.

```
3 > 1 | 4 < 2
```

```
## [1] TRUE
```

En una declaración *OR*, no todos los elementos tienen que ser `TRUE`. Como 3 es mayor que 1, el resultado de esta evaluación también es `TRUE`.

El operador `!` se utiliza para la negación de valores lógicos, lo que significa que convierte los valores `TRUE` en `FALSE` y los valores `FALSE` en `TRUE`. Si tenemos una declaración que resulta en un valor lógico `TRUE` o `FALSE`, podemos negar el resultado aplicando el operador `!` en él. En el siguiente ejemplo verificamos si 3 es mayor que 2 y luego negamos el resultado de esta comparación:

```
!3 > 2
```

```
## [1] FALSE
```

Los operadores lógicos, al igual que los operadores aritméticos y relacionales, también se pueden usar en vectores más largos. En el siguiente ejemplo usamos tres vectores diferentes `a`, `b` y `c` e intentamos evaluar múltiples relaciones en combinación.

```
a <- c(1, 21, 3, 4)
b <- c(4, 2, 5, 3)
c <- c(3, 23, 5, 3)

a > b & b < c
```

```
## [1] FALSE TRUE FALSE FALSE
```

Primero, ambas comparaciones relacionales `a > b` y `b < c` se evalúan y dan como resultado dos vectores lógicos. Por lo tanto, esencialmente comparamos los siguientes dos vectores:

```
c(FALSE, TRUE, FALSE, TRUE) & c(FALSE, TRUE, FALSE, FALSE)
```

```
## [1] FALSE TRUE FALSE FALSE
```

El operador `&` comprueba si ambos valores en la misma posición en los vectores son `TRUE`. Si algún valor de los pares es `FALSE`, la combinación también es `FALSE`.

El operador `|` comprueba si alguno de los valores en la misma posición en los vectores es `TRUE`.

```
c(FALSE, TRUE, FALSE, TRUE) | c(FALSE, TRUE, FALSE, FALSE)
```

```
## [1] FALSE TRUE FALSE TRUE
```

1.5.5 Usando el operador `%in%`

```
___ %in% ___
```

1.6. LLAMAR AL CÓDIGO R EXISTENTE A TRAVÉS DE FUNCIONES19

Un operador especial adicional, de uso frecuente, es el operador `%in%`. Comprueba si el contenido de un vector también está presente en otro.

En el siguiente ejemplo utilizamos la variable `UE` que contiene la abreviatura de todos los países de la Unión Europea. Luego, verificamos si el carácter `"AU"` está presente o no en la variable `UE`.

```
EU <- c("AU", "BE", "BG", "CY", "CZ", "DE", "DK", "EE", "ES", "FI", "FR", "GR", "HR", "HU",  
       "IE", "IT", "LT", "LU", "LV", "MT", "NL", "PO", "PT", "RO", "SE", "SI", "SK")
```

```
"AU" %in% EU
```

```
## [1] TRUE
```

El siguiente ejemplo amplía la búsqueda y compara múltiples elementos con el contenido de la variable `EU`. Produce un vector lógico como resultado que contiene un valor lógico para cada elemento:

```
c("AU", "HU", "UK") %in% EU
```

```
## [1] TRUE TRUE FALSE
```

Como muestra el resultado, los dos primeros elementos de caracteres `"AU"` y `"HU"` están presentes en la variable `EU`, sin embargo, el tercer elemento `"UK"` no lo está.

1.6 Llamar al código R existente a través de funciones

Cuando escribe código, las funciones son sus mejores amigas. Pueden hacer las cosas difíciles muy fáciles o proporcionar nuevas funciones de una manera agradable. A través de las funciones, obtiene acceso a todas las potentes funciones que R tiene para ofrecer.

- Funciones de llamada con nombres de funciones y corchetes
- Usar funciones matemáticas básicas en vectores
- Personalizar funciones mediante parámetros
- Cree secuencias numéricas usando `seq()`
- Crea números aleatorios usando `runif()`
- Vectores de muestra usando `sample()`

1.6.1 Introducción a las funciones.

Las funciones en cualquier lenguaje de programación se pueden describir como código predefinido y reutilizable destinado a realizar una tarea específica. Las funciones en R se pueden usar usando su nombre y corchetes justo después de eso. Dentro de los corchetes, podemos especificar parámetros para la función. Una función que ya hemos usado ampliamente es la función concatenada `c()`.

Una función simple, por ejemplo, es `abs()` que se usa para obtener el valor absoluto de un número. En el siguiente ejemplo, la función recibe `-3` como entrada y devuelve el resultado `3`:

```
abs(-3)
```

```
## [1] 3
```

1.6.2 Personalización de funciones a través de parámetros

Las funciones toman parámetros que los personalizan para la tarea dada. Por ejemplo, la función `runif()` genera valores distribuidos uniformemente, lo que significa que todos los resultados tienen la misma probabilidad. Por defecto, toma los siguientes parámetros:

```
runif(n, min = 0, max = 1)
```

El primer parámetro `n` es el número de valores que queremos generar. Este es un parámetro obligatorio que debemos definir para que la función funcione.

Por otro lado, podemos ver que algunos de los parámetros tienen valores predeterminados definidos por el signo igual `=`. Esto significa que si no especificamos explícitamente estos parámetros entre paréntesis, la función tomará los predeterminados. Veamos un ejemplo:

```
runif(n = 5)
```

```
## [1] 0.4337197 0.6885302 0.5201926 0.6061776 0.7720222
```

La salida es un vector numérico de 5 números. Cada uno de ellos está entre 0 y 1, ya que no cambiamos la configuración predeterminada. Si también cambiamos los parámetros `min` y `max`, podríamos personalizar aún más la salida:

```
runif(n = 5, min = 8, max = 9)
```

```
## [1] 8.714578 8.577404 8.733042 8.200078 8.666114
```

También es posible omitir el nombre de los parámetros y simplemente escribir los valores de entrada de esta manera:

```
runif(5, 8, 9)
```

```
## [1] 8.137431 8.177537 8.721737 8.792739 8.864310
```

Sin embargo, en este caso debemos tener cuidado con el orden de las entradas, ya que cada función tiene un orden predeterminado para los parámetros. Si no nombramos explícitamente los parámetros que estamos configurando, R asumirá que los establecemos en el orden predefinido.

1.7. UTILICE FUNCIONES Y DATOS EXISTENTES A TRAVÉS DE PAQUETES²¹

1.6.3 Usar la función `sample()`

La función `sample()` toma un vector y devuelve una muestra aleatoria de él. Los dos primeros de sus parámetros son:

- `x`, que define el vector
- `size`, que define la cantidad de elementos que queremos incluir en la muestra aleatoria

Utilice la función `sample()` y muestree 5 valores aleatorios de la variable `full`.

```
full <- c(7, 32, 4, 27, 48, 2, 1, 9, 27, 7)
sample(x = full, size = 5)
```

```
## [1] 2 27 27 7 7
```

1.6.4 Utilice la función `seq()`

La función `seq()` crea una secuencia de números enteros. Los primeros tres de sus parámetros son: `from`, `to` y `by`.

- `from` define el inicio de la secuencia
- `to` define el final de la secuencia
- `by` establece los pasos entre los valores individuales

Utilice la función `seq()` y cree una secuencia de números del 2 al 10, pero solo incluya cada segundo valor. Por lo tanto, la salida debe ser: 2, 4, 6, 8, 10.

```
seq(from = 2, to = 10, by = 2)
```

```
## [1] 2 4 6 8 10
```

1.7 Utilice funciones y datos existentes a través de paquetes

Los paquetes le dan acceso a un gran conjunto de funciones y conjuntos de datos, la mayoría de los cuales son proporcionados por la generosa comunidad R. Son la salsa secreta que hace posible usar R para casi cualquier cosa que puedas imaginar. Además, muchos paquetes son de código abierto, lo que puede ser un gran recurso de aprendizaje.

- Conozca el concepto de paquetes en R
- Aprenda a llamar funciones desde paquetes

```
library(____)
data(____)
```

1.7.1 Introducción a paquetes

Los paquetes son una de las mejores cosas de R. Los paquetes son compatibles con una gran comunidad de desarrolladores y permiten que R se conecte a muchos algoritmos y bibliotecas externos diferentes, muchos de ellos incluso escritos en diferentes lenguajes de programación.

Colaboradores de todo el mundo, incluidos desarrolladores o expertos en el dominio de la física, las finanzas, las estadísticas, etc., crean una gran cantidad de contenido adicional, como funciones personalizadas para casos de uso específicos. Estas funciones, junto con la documentación, los archivos de ayuda y los conjuntos de datos se pueden recopilar en paquetes. Los paquetes pueden hacerse públicos a través de *repositorios de paquetes* para que cualquiera pueda instalarlos y utilizarlos. El repositorio de paquetes más popular es CRAN, que aloja más de 15.000 paquetes.

1.7.2 Llamar un paquete

Como demostración, utilizaremos la función `generate_primes()` del paquete `primes`. Esta función toma dos números como parámetros y genera todos los números primos dentro de su rango.

Para usar un paquete, primero tenemos que cargarlo. Esto se puede hacer aplicando la función `library()` e insertando el nombre del paquete como primer argumento de la función. Después de eso, tenemos acceso a todo el contenido del paquete y podemos usar funciones de él como de costumbre.

```
library(primes)
generate_primes(min = 500, max = 550)
```

```
## [1] 503 509 521 523 541 547
```

Compruebe si hay año bisiesto

- Cargue el paquete de `lubridate`.
- Utilice la función `leap_year` para comprobar si 2020 es un año bisiesto o no.

```
library(lubridate)
```

```
##
## Attaching package: 'lubridate'

## The following objects are masked from 'package:base':
##
##      date, intersect, setdiff, union
leap_year(2020)
```

```
## [1] TRUE
```

El contenido de este capítulo se encuentra en la página oficial de (Quartargo, 2020b) en idioma inglés. También, existe mas material en la página oficial y es muy recomendable para introducirse en R.

1.8 Formato de introducción

You can label chapter and section titles using `{#label}` after them, e.g., we can reference Chapter 1. If you do not manually label them, there will be automatic labels anyway, e.g., Chapter 3.

Figures and tables with captions will be placed in `figure` and `table` environments, respectively.

```
par(mar = c(4, 4, .1, .1))
plot(pressure, type = 'b', pch = 19)
```

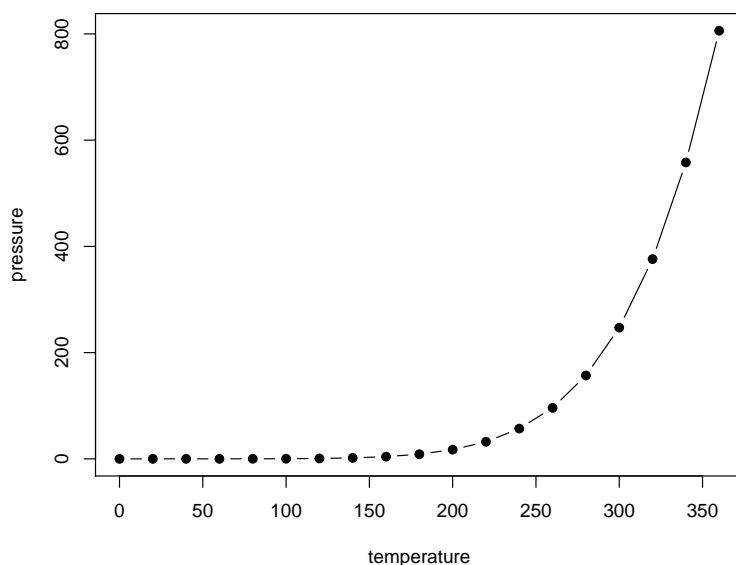


Figure 1.1: Here is a nice figure!

Reference a figure by its code chunk label with the `fig:` prefix, e.g., see Figure 1.1. Similarly, you can reference tables generated from `knitr::kable()`, e.g., see Table 1.1.

```
knitr::kable(
  head(iris, 20), caption = 'Here is a nice table!',
  booktabs = TRUE
)
```

You can write citations, too. For example, we are using the `bookdown` package

Table 1.1: Here is a nice table!

Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width	Species
5.1	3.5	1.4	0.2	setosa
4.9	3.0	1.4	0.2	setosa
4.7	3.2	1.3	0.2	setosa
4.6	3.1	1.5	0.2	setosa
5.0	3.6	1.4	0.2	setosa
5.4	3.9	1.7	0.4	setosa
4.6	3.4	1.4	0.3	setosa
5.0	3.4	1.5	0.2	setosa
4.4	2.9	1.4	0.2	setosa
4.9	3.1	1.5	0.1	setosa
5.4	3.7	1.5	0.2	setosa
4.8	3.4	1.6	0.2	setosa
4.8	3.0	1.4	0.1	setosa
4.3	3.0	1.1	0.1	setosa
5.8	4.0	1.2	0.2	setosa
5.7	4.4	1.5	0.4	setosa
5.4	3.9	1.3	0.4	setosa
5.1	3.5	1.4	0.3	setosa
5.7	3.8	1.7	0.3	setosa
5.1	3.8	1.5	0.3	setosa

(Xie, 2020) in this sample book, which was built on top of R Markdown and **knitr** (Xie, 2015).

Chapter 2

Literature

Here is a review of existing methods.

Chapter 3

Methods

We describe our methods in this chapter.

Chapter 4

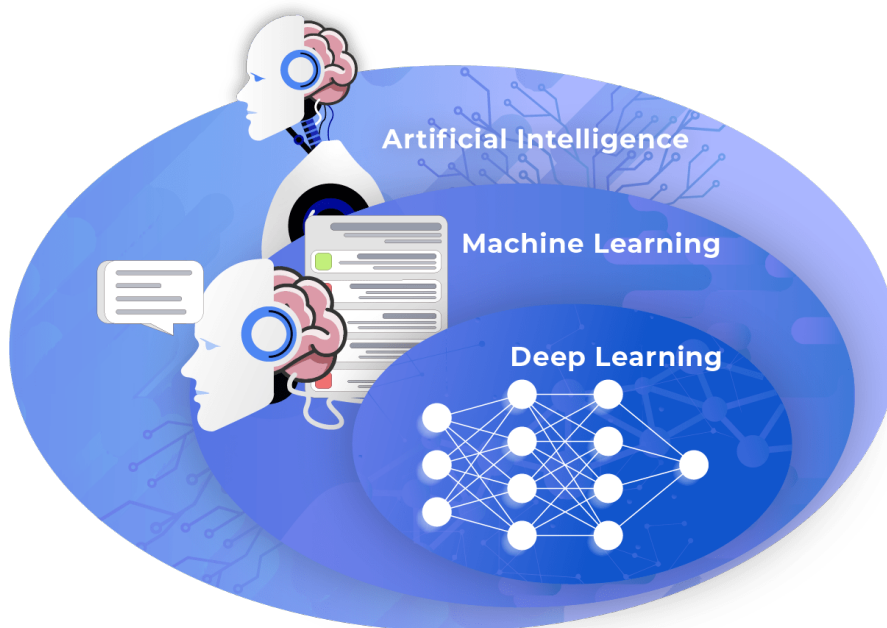
Introducción a Machine Learning

Aprenda los fundamentos del aprendizaje automático, incluidos casos de uso y diferentes técnicas de aprendizaje. Diferenciar entre regresión y clasificación.

¿Qué es Machine Learning?

En los últimos años, términos como inteligencia artificial, aprendizaje automático y aprendizaje profundo se han utilizado mucho. Tan misteriosas como suenan estas palabras, ¿cuál es su diferencia y de qué son capaces?

- Diferenciar entre inteligencia artificial, aprendizaje automático y aprendizaje profundo
- Identificar casos de uso de Machine Learning



4.1 Inteligencia artificial

La **inteligencia artificial (IA)** es la inteligencia demostrada por las máquinas, en contraste con la inteligencia natural asociada con los humanos. Por inteligencia, generalmente nos referimos a la resolución de problemas y tareas complejos, que aparentemente requieren algún tipo de habilidades cognitivas. La inteligencia artificial comenzó como una disciplina académica en la década de 1950 con el supuesto de que las computadoras pueden imitar el complejo razonamiento dentro del cerebro humano. Este campo también se conoce como *inteligencia artificial general (AGI)* y el objetivo de alcanzar una inteligencia similar a la humana, incluso hoy, parece estar fuera de alcance.

Sin embargo, surgió un subcampo llamado aprendizaje automático *machine learning (ML)* que se centra en problemas más específicos, como el reconocimiento de imágenes o la comprensión del lenguaje. Gracias a las aplicaciones de la industria, el aprendizaje automático se ha vuelto cada vez más popular y atrae a investigadores e inversores a nivel mundial.

4.2 Machine Learning (Aprendizaje automático)

El **machine learning (ML)** es un subcampo de la inteligencia artificial. Su objetivo es construir y aplicar modelos sofisticados sin la necesidad de reglas

e instrucciones codificadas. En cambio, los modelos pueden extraer reglas y patrones de los datos y aplicarlos para nuevos problemas.

La recopilación de datos, la anotación y el procesamiento previo son requisitos previos esenciales para crear modelos de aprendizaje automático. Como regla general, cuanto mayor es la complejidad de un modelo, normalmente se necesitan más datos para el entrenamiento y la validación.

Por ejemplo, podría pensar en asistentes virtuales avanzados, como Alexa (Amazon) o Siri (Apple), que aplican el aprendizaje automático para interpretar el lenguaje natural y predecir la mejor respuesta o reacción.

4.3 Aprendizaje profundo (Deep Learning)

El **aprendizaje profundo** es un área del aprendizaje automático, que cubre únicamente las redes neuronales. El nombre de red neuronal se inspiró en el hecho de que la arquitectura modela libremente el cerebro humano. Esta técnica demostró ser especialmente adecuada para ciertas tareas como el reconocimiento de imágenes, que es la piedra angular de aplicaciones como los vehículos autónomos.

Las redes neuronales profundas son actualmente el área de investigación más candente en toda la comunidad de IA. Su popularidad se basa en muchos avances en los últimos años, incluida la competencia ImageNet que clasifica imágenes en color de alta resolución en 1000 categorías diferentes y 1,2 (1,4) millones de muestras de entrenamiento. Las redes neuronales profundas también llevaron a avances en otras áreas en las que se desempeñaron comparables o incluso mejores que sus contrapartes humanas, incluido el reconocimiento de voz, la transcripción de escritura a mano (OCR), la traducción automática, la conducción autónoma, Go playing y muchos más.

4.4 Casos de uso populares

A medida que avanzaba el campo del aprendizaje automático y las computadoras se volvían cada vez más poderosas, se habilitaron nuevas soluciones que afectaron a casi todos los campos (científicos). Hoy en día, el aprendizaje automático ayuda a los científicos a realizar diagnósticos médicos, descubrir nuevos medicamentos, monitorear la superficie de la tierra y detectar incendios forestales, automatizar y optimizar procesos en la industria financiera, etc.

Aparte de estas aplicaciones de vanguardia, a menudo tendemos a pasar por alto que el aprendizaje automático también forma parte de nuestra vida diaria. En las siguientes secciones abordaremos estas aplicaciones de aprendizaje automático y nos centraremos en sistemas como:

- Sistemas de recomendación
- Los motores de búsqueda
- Máquina traductora

- Identificación de música
- Autos autónomos

4.4.1 Caso de uso: motores de búsqueda y sistemas de recomendación

Los **motores de búsqueda**, como Google, aplican el aprendizaje automático de muchas formas para brindar mejores servicios. Al escribir una consulta, por ejemplo, el aprendizaje automático proporciona sugerencias de autocompletado. Estas sugerencias se personalizan en función de los temas de tendencia actual, pero también de nuestra ubicación y búsquedas anteriores. Posteriormente, las consultas se evalúan en muchos niveles para determinar nuestras intenciones exactas y clasificar los resultados en consecuencia.

De manera similar, el aprendizaje automático determina lo que se nos recomienda en YouTube, Netflix, Amazon, etc. (un campo del aprendizaje automático, a menudo denominado **sistemas de recomendación**). Estas aplicaciones predicen nuestros intereses al analizar nuestras actividades en línea. Los artículos que hemos buscado, las películas que hemos visto, los productos que hemos comprado son todos predictores sobre nuestro comportamiento e intereses futuros.

4.4.2 Caso de uso: traducción automática

Los servicios de **traducción** como DeepL también aplican cada vez más el aprendizaje automático. La idea principal detrás de estos servicios es pasar de diccionarios simples a traductores complejos que se enfocan en el contexto e interpretan el texto como un todo. El aprendizaje automático en esta configuración se puede utilizar para crear modelos que describan cómo se expresan ciertas ideas en otros lenguajes. Esto permite una comprensión más matizada del texto escrito y proporciona traducciones más naturales. Un aspecto importante de estas soluciones es que se pueden mejorar constantemente proporcionándoles nuevos ejemplos y comentarios de los que aprender.

4.4.3 Caso de uso: identificación de música y reconocimiento de voz

El análisis de audio es un campo propio en el aprendizaje automático. Una herramienta común en este campo es transformar señales de audio en componentes de frecuencia. En el caso de los discos de música, la composición de estos componentes de frecuencia es tan única, que podemos definir las llamadas *huellas digitales* para cada canción. Esto habilita aplicaciones de **identificación de música** como Shazam, que pueden identificar y unir canciones con precisión basándose en una muestra de solo unos segundos de duración. Del mismo modo, las aplicaciones de **reconocimiento de voz** pueden identificar fácilmente las palabras habladas y convertirlas en lenguaje escrito.

4.4.4 Caso de uso: coches autónomos

Los **coches autónomos** como Google Waymo y Tesla dependen en gran medida del aprendizaje automático. Al analizar los datos provenientes de varios sensores, el aprendizaje automático controla la aceleración, frenado y dirección del automóvil. Estas instrucciones se basan no solo en las normas de tráfico y las señales de tráfico, sino que incluyen un modelo predictivo continuo para evitar posibles accidentes. Aunque los modelos finales de aprendizaje automático son capaces de evaluar los datos de entrada y tomar decisiones en fracciones de segundo, el entrenamiento de los modelos requiere inmensas cantidades de datos, poder computacional y tiempo.

4.5 Técnicas de Machine Learning

En este capítulo

- Familiarízate con diferentes enfoques de machine learning
- Diferenciar entre técnicas de aprendizaje supervisado, no supervisado y por refuerzo.
- Vea cómo se pueden aplicar las técnicas de aprendizaje para diferentes casos de uso

La idea básica del aprendizaje automático es crear modelos que se puedan utilizar para hacer predicciones y tomar decisiones. Diferenciamos entre 3 tipos de aprendizaje automático, cada uno de ellos tiene como objetivo resolver diferentes tipos de tareas: **supervisado**, **no supervisado** y **aprendizaje reforzado**.

El **aprendizaje supervisado** tiene como objetivo aprender de un conjunto de datos de ejemplo. Nuestra suposición inicial es que el valor de un resultado conocido (por ejemplo, el cliente compra un producto) está influenciado por un conjunto de entradas medibles (edad, intereses, últimos clics). Utilizando algoritmos de aprendizaje automático, intentamos detectar y modelar estas relaciones.

El **aprendizaje no supervisado** también requiere datos de entrada, pero no existe una variable de resultado predefinida. En su lugar, tratamos de detectar patrones y establecer relaciones dentro de los datos (por ejemplo, a través de agrupaciones) o reducir dimensiones (por ejemplo, con análisis de componentes principales).

El **aprendizaje reforzado** no requiere observaciones de entrada, sino un objetivo y un entorno en el que operar. Al integrar la retroalimentación continua del entorno, esperamos que el sistema cree sus propias tácticas para lograr el objetivo.

4.5.1 Aprendizaje supervisado

En el *aprendizaje supervisado*, la variable de resultado debe conocerse para el entrenamiento de modelos. Como ejemplo, podría pensar en un modelo para la predicción de precios de apartamentos. Este modelo podría ayudar a los agentes inmobiliarios a fijar el precio de los nuevos apartamentos que ingresan al mercado. Además, los valores previstos se pueden comparar con los precios del mercado para determinar las oportunidades de compra de los apartamentos más infravalorados. Las variables de entrada requeridas para este problema probablemente incluirían aspectos como:

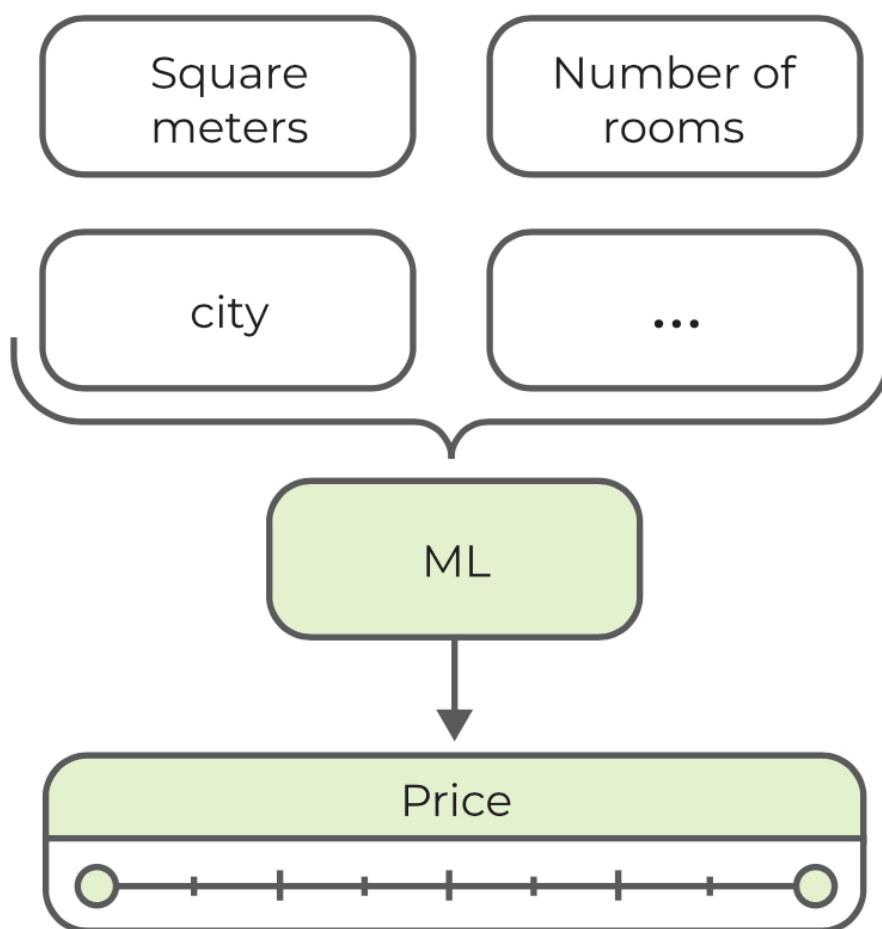
- **Ciudad:** Ubicación del apartamento por ciudad.
- **Habitaciones:** Número de habitaciones del apartamento.
- **Tamaño:** Tamaño del apartamento por metros cuadrados.

Como punto de partida, necesitamos un conjunto de datos con varios ejemplos que contengan esta información:

	City	Number of rooms	...	Square Meters	Price €
Apartment 1	Berlin	3	...	80	640.000
Apartment 2	Vienna	4	...	100	780.000
...
Apartment N	Zurich	1	...	40	565.000

4.5.2 Aprendizaje supervisado: objetivo

El objetivo del aprendizaje automático supervisado es tomar un conjunto de ejemplos y entrenar un modelo utilizando métodos estadísticos. Este modelo debe explicar la relación entre las variables de entrada (por ejemplo, ciudad, habitaciones, tamaño) y la variable de salida (por ejemplo, precio) con la mayor precisión posible. Una vez que se ha entrenado el modelo, se puede utilizar para predecir el resultado de nuevas combinaciones de valores de entrada invisibles.



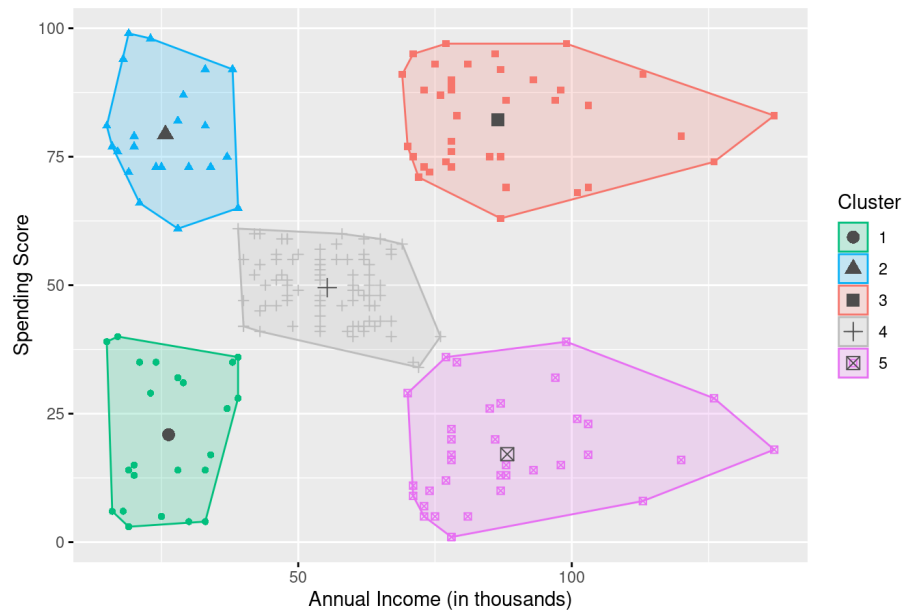
4.5.3 Aprendizaje no supervisado

Las técnicas de aprendizaje no supervisadas extraen estructuras y patrones estadísticos de conjuntos de datos. A diferencia del aprendizaje supervisado, estas técnicas no requieren una variable de resultado predefinida en la que recibir entrenamiento.

El método de aprendizaje no supervisado más importante es la **agrupación** o cluster. La agrupación intenta agrupar las observaciones en función de su similitud. Primero, la similitud entre las observaciones se calcula como una distancia entre sí. Basándonos en estos valores, podemos determinar conglomerados (grupos) en los que las observaciones están más próximas entre sí.

4.5.3.1 Aprendizaje no supervisado: ejemplo

Los métodos de agrupación en clústeres se aplican a menudo como un intento de definir grupos de clientes que son similares. La similitud puede significar intereses coincidentes, datos demográficos, ubicación geográfica, etc. Esta aplicación se denomina segmentación de mercado. El objetivo de este caso de uso es comprender mejor la base de clientes y sus necesidades. Los clústeres se pueden utilizar para proporcionar anuncios y ofertas dirigidos a los clientes de acuerdo con sus propiedades. Como ejemplo, echemos un vistazo al siguiente gráfico:



Esta gráfica compara el **Annual Income** y **Spending Score** de algunos clientes de centros comerciales. Al aplicar un algoritmo de agrupación en clústeres y definir cinco grupos, podemos separar muy bien 5 tipos diferentes de clientes. Los grupos clave en este ejemplo serían el grupo azul y rojo, que generan la mayor cantidad de ingresos. Éstos definen dos tipos de clientes. Mientras que el grupo azul contiene clientes con ingresos más bajos, el grupo rojo contiene clientes con ingresos relativamente altos. Con base en esta información, se podría adaptar la estrategia de marketing:

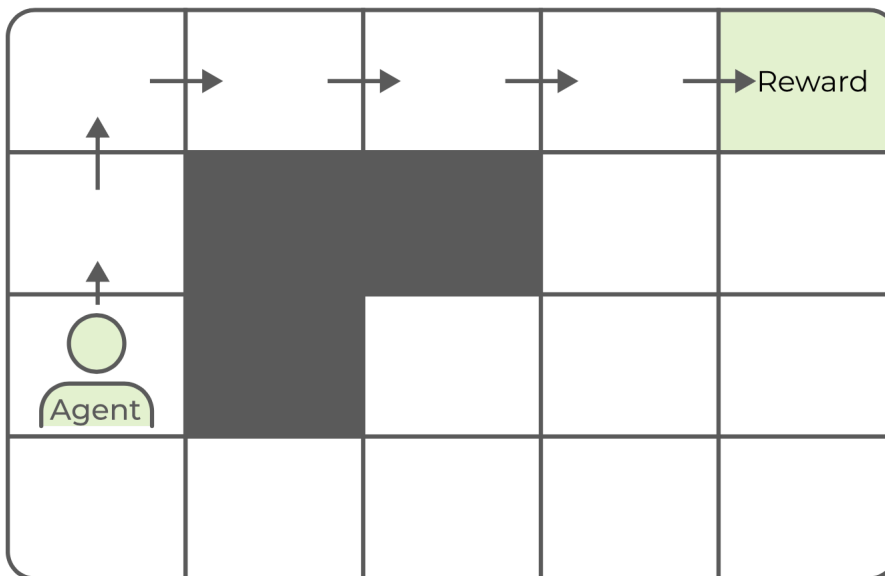
- Los clientes del clúster azul podrían ser un grupo objetivo óptimo para opciones atractivas de financiamiento y crédito.
- Los clientes del grupo rojo deben mantenerse como clientes el mayor tiempo posible. En particular, debe evitarse que cambien a competidores. Por lo tanto, podrían ser un grupo objetivo óptimo para recompensas y ofertas basadas en la lealtad.

4.5.4 Aprendizaje reforzado

En lugar de aprender de un conjunto de ejemplos, el aprendizaje por refuerzo se basa en las recompensas acumulativas que recibe una entidad virtual (a menudo denominada **agente**) al actuar en un entorno específico. El agente intenta maximizar las recompensas acumulativas tomando decisiones. Estas decisiones se basan inicialmente en prueba y error, sin embargo, el agente se ve recompensado al tomar buenas decisiones y aprende de ellas. Del mismo modo, también existen algunos costos asociados con las malas decisiones. Por lo tanto, al crear el entorno de aprendizaje, definimos las reglas y las recompensas (y los costos), pero dejamos que el agente descubra los mejores pasos y tácticas.

4.5.4.1 Aprendizaje por refuerzo: ejemplo

Un ejemplo común es un mundo de cuadrícula, en el que el agente puede moverse de un campo a otro, excepto por posibles obstáculos o paredes, y es recompensado por encontrar la meta. Inicialmente, cada paso se daría al azar, pero después de suficientes intentos, el agente siempre iría en la dirección que maximiza sus posibilidades de obtener una recompensa. Cada paso también está asociado con un costo que reduce la recompensa acumulada. Esto significa que, desde cualquier punto de partida o posición, el agente aprendería el camino más corto hacia la recompensa después de un tiempo.



4.6 Aprendizaje supervisado con regresión y clasificación

En el aprendizaje automático supervisado, tomamos un conjunto de observaciones con una variable de resultado conocida y entrenamos un modelo que describe con precisión la relación entre las variables de entrada y el resultado.

- Saber qué predictores y variables de resultado son
- Diferenciar entre regresión y clasificación

4.6.1 Aprendizaje supervisado: datos de entrada

En el aprendizaje supervisado, entrenamos modelos en un conjunto de datos para describir la relación entre un valor de interés (resultado) utilizando un conjunto de valores de entrada conocidos. Por lo tanto, nuestros datos de entrenamiento para construir el modelo deben incluir todas las entradas requeridas, así como el resultado previsto en forma tabular. La tabla consta de dos partes:

1. Los **predictores** o variables de entrada, que se utilizan para calcular la predicción (también conocida como matriz de modelo).
2. La variable de **resultado**.

P 1	P 2	P 3	P 4	Outcome
...	1
...	2
...	3
...	4

4.6.2 Predictores

Los **predictores** son un conjunto de variables de entrada (columnas) que se utilizan para explicar y predecir el resultado. A menudo se les llama variables de *entrada*, *independientes*, *explicativas* o simplemente *características*. En el caso de los precios de los apartamentos, podría pensar en la cantidad de habitaciones, metros cuadrados o el nombre de la ciudad.

4.6. APRENDIZAJE SUPERVISADO CON REGRESIÓN Y CLASIFICACIÓN⁴¹

	City	Number of rooms	...	Square Meters	Price €
Apartment 1	Berlin	3	...	80	640.000
Apartment 2	Vienna	4	...	100	780.000
...
Apartment N	Zurich	1	...	40	565.000

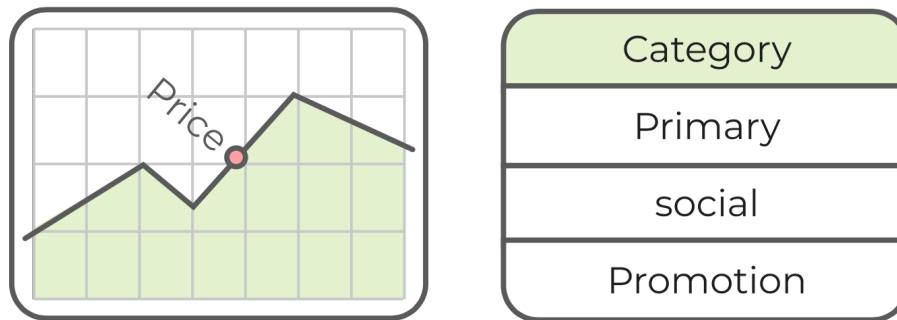
4.6.3 Variable de resultado

La variable de resultado es un solo valor/columna que queremos predecir. A menudo se la denomina *objetivo*, *respuesta*, *variable dependiente* o simplemente denominada *etiqueta*. Como ejemplo, podría pensar nuevamente en el precio de un apartamento:

	City	Number of rooms	...	Square Meters	Price €
Apartment 1	Berlin	3	...	80	640.000
Apartment 2	Vienna	4	...	100	780.000
...
Apartment N	Zurich	1	...	40	565.000

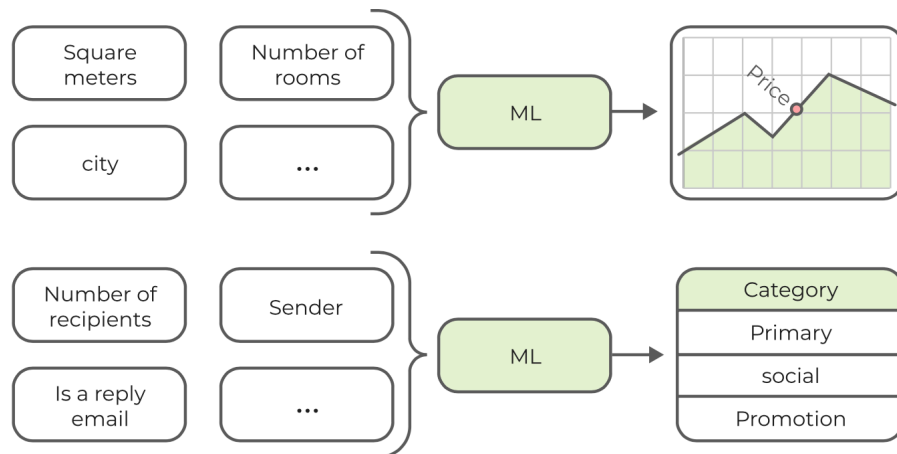
4.6.4 Regresión vs. clasificación

Dentro del dominio de aprendizaje supervisado, diferenciamos entre modelos de **regresión** y de **clasificación**. El modelo específico con el que estamos tratando depende del tipo de datos de la variable de resultado. Si la variable a predecir es continua (como **numérica**), hablamos de un modelo de regresión. Si la variable es un **factor** categórico tenemos un problema de clasificación.



4.6.4.1 Ejemplo de regresión vs. clasificación

Cuando queremos predecir el precio de un apartamento, la salida es un valor **numérico** (continuo), lo que significa que estamos tratando con un modelo de regresión. Por otro lado, cuando el cliente de correo electrónico clasifica un correo electrónico en *Primario*, *Social* o *Promociones*, el resultado es un **factor** (categórico) y necesitamos usar un modelo de clasificación.



Todo el material descrito se encuentra en idioma inglés en la página oficial de Quantargo (Quantargo, 2020a)

Chapter 5

Final Words

We have finished a nice book.

Bibliography

Quartargo (2020a). *Introduction to Machine Learning*.

Quartargo (2020b). *Introduction to R*.

Xie, Y. (2015). *Dynamic Documents with R and knitr*. Chapman and Hall/CRC, Boca Raton, Florida, 2nd edition. ISBN 978-1498716963.

Xie, Y. (2020). *bookdown: Authoring Books and Technical Documents with R Markdown*. R package version 0.21.