PRÀCTICA 2: Tipologia i cicle de vida de les dades

Gerard Rosés Terrón i Gisela Claret Tortajada

08/06/2021

1. Descripció dels jocs de dades

El joc de dades que hem escollit és el *world-hapiness-report-2021.csv* extret del web *kaggle*: https://www.kaggle.com/ajaypalsinghlo/world-happiness-report-2021?select=world-happiness-report.csv i conté la informació de l'estat de l felicitat en els països del món en els últims anys.

El conjunt de dades consta de 1.949 observacions i 11 atributs, els quals es mostren en la taula següent:

Nom de la variable	Tipus	Significat
Country.name	chr	Nom del país
year	int	Any al que pertany l'observació
Life.Ladder	num	Nombre associat a la felicitat dels ciutadans
Log.GDP.per.capita	num	Producte brut nacional
Social.support	num	Suport Social
Healthy.life.expectancy.at.birth	num	Esperança de vida
Freedom.to.make.life.choices	num	Llibertat en la presa de decisions
Generosity	num	Generositat
Perceptions.of.corruption	num	Percepció de la corrupció
Positive.affect	num	Sentiments positius
Negative.afect	num	Sentiments negtius

Així doncs, la tassa de felicitat (o *Life.Ladder)*, que és la variable dependent, és el resultat dels factors següents:

- Producte brut nacional
- Suport social
- Esperança de vida
- Llibertat
- Absència de corrupció
- Generositat
- Sentiments positius (https://en.wikipedia.org/wiki/Positive_affectivity)
- Sentiments negatius(https://en.wikipedia.org/wiki/Negative_affectivity)

Cal mencionar que hem utilitzat un segon conjunt de dades per tal de complementar la informació del primer, i realitzar, així un millor estudi. El segon joc de dades que hem fet servir és el *countryContinent.csv* obtingut també a través del web *kaggle:* https://www.kaggle.com/statchaitya/countrycontinent . Aquest conjunt de dades conté definició dels països que ens ha ajudat a agrupar les dades del primer conjunt per regions i continents en aquest exercici.

Els dos conjunts de dades estan protegits sota la llicència CCO 1.0, per tant són de domini públic.

La motivació principal per la qual hem escollit aquest conjunt de dades és perquè ens ha semblat molt interessant intentar comprendre quins factors contribueixen més en la felicitat d'un país, especialment a nivell de continent.

D'aquesta manera, amb aquest treball ens hem plantejat respondre les següents preguntes:

- Quins són els factors que més afecten a la felicitats de les persones?
- Hi ha algun continent que sigui més infeliç que els altres?
- Com ha variat la felicitat al sud d'Europa entre el 2010 i el 2019? Som més feliços?

2. Integració i selecció de les dades d'interès a analitzar

En aquest apartat s'explicarà el procés de càrrega de les dades així com el procés que hem dut a terme per posar en comú els dos conjunts de dades.

En primer lloc volem mencionar que hem intentat utilitzar una API per integrar kaggle.com amb el nostre codi en R. Actualment existeix una API no oficial que no em pogut fer funcionar per extraure les dades de manera automàtica. Aparentment només existeix una API oficial i aquesta és per Python. Finalment, hem decidit extreure de forma manual les dades, descarregant els fitxers .csv i els hem guardat localment.

Per tal d'agrupar les nostres dades en continents i regions hem afegit el joc de dades *countryContinent.csv*. I s'han creuat les dades dels dos conjunts de dades utilitzant la funció *merge()*

```
data <- merge(x = whr_df, y = countries, by.x ="Country.name", by.y = "country", all.x = TRUE)
```

Degut que la clau dels jocs de dades era el nom de cada país, hi ha hagut registres que no s'han creuat correctament perquè els noms eren diferents (per exemple, "United States of America" en *countryContinent.csv* i "United States" en *world-happiness-report.csv*) . A conseqüència d'això hem hagut d'assignar la informació manualment imputant el continent i regió d'un país veí. A continuació es mostra un exemple, però en realitat es tracta de 22 casos.

```
data$continent[data$Country.name=="United States"] <- data$continent[data$Country.name=="Canada"][1]
data$sub_region[data$Country.name=="United States"] <- data$sub_region[data$Country.name=="Canada"][1]
```

Finalment em seleccionat les columnes d'interès per aquest exercici i les em ordenat d'una manera més entenedora. Les que hem seleccionat han estat totes les corresponents al primer conjunt de dades i del segon conjunt de dades solament hem escollit les columnes corresponents al continent i la regió. En la següent imatge es mostra el codi utilitzat en la selecció i reordenament de les columnes.

```
data <- data[,c(1,13,12,2,4,5,6,7,8,9,10,11,3)]
```

A continuació, s'han reassignat els noms de les columnes, per tal que siguin més entenedors i es puguin cridar amb més facilitat, tal com es mostra a continuació:

```
names(data)[names(data) == "Country.name"] <- "Country"
names(data)[names(data) == "sub_region"] <- "Region"
names(data)[names(data) == "continent"] <- "Continent"
names(data)[names(data) == "year"] <- "Year"
names(data)[names(data) == "Log.GDP.per.capita"] <- "GDP"
names(data)[names(data) == "Social.support"] <- "Social"
names(data)[names(data) == "Healthy.life.expectancy.at.birth"] <- "Health_birth"
names(data)[names(data) == "Freedom.to.make.life.choices"] <- "Freedom"
names(data)[names(data) == "Perceptions.of.corruption"] <- "Corruption"
names(data)[names(data) == "Positive.affect"] <- "Positve_affect"
names(data)[names(data) == "Negative.affect"] <- "Negative_affect"
names(data)[names(data) == "Life.Ladder"] <- "Happiness_rate"
```

3. Neteja de les dades

3.1 Zeros o elements buits

Per tal de conèixer els valors nuls que tenim en el conjunt de dades s'ha creat la funció que es mostra a continuació:

```
# Funció que dona la quantitat de valors nulls per un donat dataframe.
nulls_function <- function(df){
  qty_nulls <- vector()
  for(i in 1:ncol(df)) {
    qty_nulls <- c(qty_nulls, sum(is.na(df[,i])))
  }

  df_out <- as.data.frame(cbind(colnames(df),qty_nulls))
  names(df_out)[names(df_out) == "V1"] <- "Atributs"
  df_out$qty_nulls <- as.numeric(as.character(df_out$qty_nulls))
  return(df_out)
}
```

S'ha obtingut un total de 373 valors nuls distribuïts de la següent forma:

	Atributs	qty_nulls
1	Country	0
2	Happiness_rate	0
3	Negative_affect	16
4	Region	0
5	Year	0
6	GDP	36
7	Social	13
8	Health_birth	55
9	Freedom	32
10	Generosity	89
11	Corruption	110
12	Positve_affect	22
13	Continent	0

S'han estudiat dos mètodes que permeten el tractament dels valors nuls. En primer lloc s'ha imputat la mitjana de les dades agrupant-les per país i en segon lloc per predicció amb KNN.

Amb imputació de la mitjana el codi utilitzat és el següent:

```
data_without_nulls_AVG.imp <- data %>% group_by(`Country`) %>%
  mutate(`GDP` = ifelse(is.na(`GDP`), mean(`GDP`, na.rm=TRUE),`GDP`),
         `Social` = ifelse(is.na(`Social`), mean(`Social`, na.rm=TRUE),`Social`),
         `Health_birth` = ifelse(is.na(`Health_birth`), mean(`Health_birth`, na.rm=TRUE),`Health_birth`),
         `Freedom` = ifelse(is.na(`Freedom`), mean(`Freedom`, na.rm=TRUE),`Freedom`),
         `Generosity` = ifelse(is.na(`Generosity`), mean(`Generosity`, na.rm=TRUE),`Generosity`),
         `Corruption` = ifelse(is.na(`Corruption`), mean(`Corruption`, na.rm=TRUE),`Corruption`),
         `Positve_affect` = ifelse(is.na(`Positve_affect`), mean(`Positve_affect`, na.rm=TRUE),`Positve_affect`),
         `Negative_affect` = ifelse(is.na(`Negative_affect`), mean(`Negative_affect`, na.rm=TRUE),`Negative_affect`)
  )
```

Mitjançant aquest mètode encara quedaven valors nuls, 106 en concret, tal com es mostra a continuació:

```
# Crida de la funció nulls_function() per coprobar que ja no existeixen valors nuls.
qty_nulls_after_treatment_AVG.imp <- nulls_function(data_without_nulls_AVG.imp)
```

	Atributs	qty_nulls
1	Country	0
2	Happiness_rate	0
3	Negative_affect	1
4	Region	0
5	Year	0
6	GDP	19
7	Social	1
8	Health_birth	36
9	Freedom	0
10	Generosity	19
11	Corruption	28
12	Positve_affect	2
13	Continent	0

Això és degut que en alguns països no hi constava cap valor en les dades, i per tant, per aquest grup no s'ha pogut realitzar la mitjana. A continuació s'han eliminat els registres que quedaven amb el codi següent:

```
data_without_nulls_AVG.imp <- data_without_nulls_AVG.imp[complete.cases(data_without_nulls_AVG.imp),]
```

Finalment s'obté un conjunt de dades amb 1.878 observacions, tal com es mostra en la següent figura:

```
data_without_nulls_AVG.imp                    1878 obs. of 13 variables
    $ Country        : chr [1:1878] "Afghanistan" "Afghanistan" "Afghanistan" "Afghanistan" ...
    $ Happiness_rate : num [1:1878] 2.66 3.72 2.38 3.98 4.22 ...
    $ Negative_affect: num [1:1878] 0.371 0.258 0.502 0.339 0.348 0.267 0.273 0.268 0.375 0.405 ...
    $ Region         : chr [1:1878] "Southern Asia" "Southern Asia" "Southern Asia" "Southern Asia" ...
    $ Year           : int [1:1878] 2017 2008 2019 2015 2016 2011 2013 2012 2014 2018 ...
    $ GDP            : num [1:1878] 7.7 7.37 7.7 7.7 7.7 ...
    $ Social         : num [1:1878] 0.491 0.451 0.42 0.529 0.559 0.521 0.484 0.521 0.526 0.508 ...
    $ Health_birth   : num [1:1878] 52.8 50.8 52.4 53.2 53 ...
    $ Freedom        : num [1:1878] 0.427 0.718 0.394 0.389 0.523 0.496 0.578 0.531 0.509 0.374 ...
    $ Generosity     : num [1:1878] -0.121 0.168 -0.108 0.08 0.042 0.162 0.061 0.236 0.104 -0.094 ...
    $ Corruption     : num [1:1878] 0.954 0.882 0.924 0.881 0.793 0.731 0.823 0.776 0.871 0.928 ...
    $ Positve_affect : num [1:1878] 0.496 0.518 0.351 0.554 0.565 0.611 0.621 0.71 0.532 0.424 ...
    $ Continent      : chr [1:1878] "Asia" "Asia" "Asia" "Asia" ...
    - attr(*, "groups")= tibble [155 x 2] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
     ..$ Country: chr [1:155] "Afghanistan" "Albania" "Algeria" "Angola" ...
```

El segon mètode que hem utilitzat ha estat mitjançant la llibreria VIM. A continuació es mostra el codi implementat per la imputació de valors aplicant el mètode KNN:

```
library(VIM)
data_without_nulls_KNN.imp <- kNN(data)
```

Mitjançant aquest tractament de dades s'ha pogut corregir tots els valors nuls tal com es mostra a continuació:

```
# Crida de la funció nulls_function() per coprobar que ja no existeixen valors nulls.
qty_nulls_after_treatment_KNN.imp <- nulls_function(data_without_nulls_KNN.imp)
```

	Atributs	qty_nulls
1	Country	0
2	Happiness_rate	0
3	Negative_affect	0
4	Region	0
5	Year	0
6	GDP	0
7	Social	0
8	Health_birth	0
9	Freedom	0
10	Generosity	0
11	Corruption	0
12	Positve_affect	0
13	Continent	0

En resum, per aquest apartat s'han empleat 2 mètodes:

- Imputació de la mitjana per país. S'han imputat als valors nuls el valor de la mitjana per al país en qüestió. Amb aquest mètode hi havia països sense dades i per tant no era possible calcular la mitjana. Per tant s'han eliminat certs registres i el joc de dades ha quedat reduït.

- Imputació segons KNN. S'han imputat als valors nuls el resultat d'aplicar l'algoritme KNN per predir el valor perdut d'un registre donat.

Finalment es tria el mètode de KNN per la imputació de valors perduts. D'aquesta manera no s'han d'eliminar cap registre.

3.2 Identificació i tractament dels valors extrems

Pel que fa a la identificació i el tractament de valors extrems s'ha considerat que un valor allunyat més de 3 desviacions típiques de la mitjana és un valor extrem.

En el codi s'ha definit la funció `ourliers_function()`, presentada a continuació, per processar columna a columna aquest anàlisis.

```
ourliers_function <- function(df){
  qty_outliers_3std <- vector()
  for(i in 1:ncol(df)) {
    qty_outliers_3std <- c(qty_outliers_3std, sum(abs(scale(df[,i])) > 3))
  }
  df_out <- as.data.frame(cbind(colnames(df),qty_outliers_3std))
  names(df_out)[names(df_out) == "V1"] <- "Atributs numerics"
  df_out$qty_outliers_3std <- as.numeric(as.character(df_out$qty_outliers_3std))
  return(df_out)
}
```

S'han obtingut un total de 100 valors extrems, tal com es mostra en al següent figura, però s'ha pres la decisió de no eliminar-los perquè es considera que en el món hi ha molta diversitat i diferències entre països i eliminar els valors extrems faria que es perdés part de la variància per explicar aquest joc de dades. A més a més, es considera que https://worldhappiness.report/ és una font d'informació de qualitat.

Atributs numerics	qty_outliers_3std
GDP	0
Social	18
Health_birth	6
Freedom	8
Generosity	15
Corruption	30
Positve_affect	6
Negative_affect	17
Happiness_rate	0

Prèviament a l'anàlisi de dades s'ha decidit afegir dues columnes més que ens han set molt útils a l'hora de realitzar les proves estadístiques. Aquestes columnes s'annomenen *Happiness* i *Years.*

Happiness representa els valors de *Happiness_rate* segons si són menors que 4 (0) o majors que 4 (1). El codi utilitzat ha el següent:

```
data_without_nulls_KNN.imp$Happiness <- ifelse(data_without_nulls_KNN.imp$Happiness_rate >= 0 & data_without_nulls_KNN.imp$Happiness_rate <= 4, 0,
                                        ifelse(data_without_nulls_KNN.imp$Happiness_rate >=5 & data_without_nulls_KNN.imp$Happiness_rate <=8, 1, 2))
```

En canvi, *Years*, divideix les dades segons si són abans del 2010 o després:

```
#Creem una nova columna que indiqui si les dades són d'abans o de despres del 2010
data_without_nulls_KNN.imp$Years <- ifelse(data_without_nulls_KNN.imp$Year >= 2004 & data_without_nulls_KNN.imp$Year < 2010, "Before 2010",
                                    ifelse(data_without_nulls_KNN.imp$Year >="2010" & data_without_nulls_KNN.imp$Year <=2050, "2010 or after", 2))
```

En resum, el conjunt de dades final conté 1.949 observacions i 15 variables, tal com es mostra a continuació.

```
data_without_nulls_KNN.imp                    1949 obs. of 15 variables
    $ Country        : chr  "Afghanistan" "Afghanistan" "Afghanistan" "Afghanistan" ...
    $ Region         : chr  "Southern Asia" "Southern Asia" "Southern Asia" "Southern Asia" ...
    $ Continent      : chr  "Asia" "Asia" "Asia" "Asia" ...
    $ Year           : int  2017 2008 2019 2015 2016 2011 2013 2012 2014 2018 ...
    $ GDP            : num  7.7 7.37 7.7 7.7 7.7 ...
    $ Social         : num  0.491 0.451 0.42 0.529 0.559 0.521 0.484 0.521 0.526 0.508 ...
    $ Health_birth   : num  52.8 50.8 52.4 53.2 53 ...
    $ Freedom        : num  0.427 0.718 0.394 0.389 0.523 0.496 0.578 0.531 0.509 0.374 ...
    $ Generosity     : num  -0.121 0.168 -0.108 0.08 0.042 0.162 0.061 0.236 0.104 -0.094 ...
    $ Corruption     : num  0.954 0.882 0.924 0.881 0.793 0.731 0.823 0.776 0.871 0.928 ...
    $ Positve_affect : num  0.496 0.518 0.351 0.554 0.565 0.611 0.621 0.71 0.532 0.424 ...
    $ Negative_affect: num  0.371 0.258 0.502 0.339 0.348 0.267 0.273 0.268 0.375 0.405 ...
    $ Happiness_rate : num  2.66 3.72 2.38 3.98 4.22 ...
    $ Happiness      : num  0 0 0 0 2 0 0 0 0 0 ...
    $ Years          : chr  "2010 or after" "Before 2010" "2010 or after" "2010 or after" ...
```

4. Anàlisi de dades

En aquest apartat s'explicarà la realització de l'anàlisi del conjunt de dades. En primer lloc, s'explicaran els diferents subconjunts de dades seleccionats per dur a terme les anàlisis estadístiques. També s'explicarà com s'ha dut a terme la comprovació de la normalitat de les dades i l'homogeneïtat de la variància. Per últim, es presentaran les proves estadístiques realitzades per comparar els grups de dades; correlació entre les variables, contrast d'hipòtesis i una regressió lineal.

Prèviament a la selecció dels grups de dades, però, s'ha realitzat la factorització d'alguns dels atributs qualitatius. Aquests atributs són: Continent, Region, Year i Years, fent ús de la funció *as.factor()*, tal com es mostra en la següent figura:

```
#Factoritzem Continent, Region, Year i Years
data_without_nulls_KNN.imp$Continent <- as.factor(data_without_nulls_KNN.imp$Continent)
data_without_nulls_KNN.imp$Region <- as.factor(data_without_nulls_KNN.imp$Region)
data_without_nulls_KNN.imp$Year <- as.factor(data_without_nulls_KNN.imp$Year)
data_without_nulls_KNN.imp$Years <- as.factor(data_without_nulls_KNN.imp$Years)
```

Observem que finalment obtenim un *dataframe* amb atributs nous tal com es mostra a continuació.

```
data_without_nulls_KNN.imp    1949 obs. of 15 variables
    $ Country        : chr  "Afghanistan" "Afghanistan" "Afghanistan" "Afghanistan" ...
    $ Region         : Factor w/ 19 levels "Australia and New Zealand",..: 15 15 15 15 15 15 15 15 15 15 ...
    $ Continent      : Factor w/ 5 levels "Africa","Americas",..: 3 3 3 3 3 3 3 3 3 3 ...
    $ Year           : Factor w/ 16 levels "2005","2006",..: 13 4 15 11 12 7 9 8 10 14 ...
    $ GDP            : num  7.7 7.37 7.7 7.7 7.7 ...
    $ Social         : num  0.491 0.451 0.42 0.529 0.559 0.521 0.484 0.521 0.526 0.508 ...
    $ Health_birth   : num  52.8 50.8 52.4 53.2 53 ...
    $ Freedom        : num  0.427 0.718 0.394 0.389 0.523 0.496 0.578 0.531 0.509 0.374 ...
    $ Generosity     : num  -0.121 0.168 -0.108 0.08 0.042 0.162 0.061 0.236 0.104 -0.094 ...
    $ Corruption     : num  0.954 0.882 0.924 0.881 0.793 0.731 0.823 0.776 0.871 0.928 ...
    $ Positve_affect : num  0.496 0.518 0.351 0.554 0.565 0.611 0.621 0.71 0.532 0.424 ...
    $ Negative_affect: num  0.371 0.258 0.502 0.339 0.348 0.267 0.273 0.268 0.375 0.405 ...
    $ Happiness_rate : num  3 4 2 4 4 4 4 4 3 3 ...
    $ Happiness      : num  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
    $ Years          : Factor w/ 2 levels "2010 or after",..: 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
```

El motiu pel qual s'ha decidit no factoritzar l'atribut "Country" és, en primer lloc, un atribut amb un gran nombre de valors únics, i en segon lloc, no serà necessari per a l'estudi de la felicitat.

4.1 Selecció de grups de dades

En primer lloc se separen les dades segons els continents. En la següent imatge es mostra quins són els diferents valors que pot prendre la variable "Continent":

```
> levels(data_without_nulls_KNN.imp$Continent)
[1] "Africa"   "Americas" "Asia"     "Europe"   "Oceania"
```

Així, s'han creat cinc grups diferents en els quals s'inclouen tots els valors pertanyents al continent corresponent, utilitzant el codi mostrat a continuació.

```
#Agrupem les dades per Continent ja que es necessitarà pel contrast d'hipòtesis
levels(data_without_nulls_KNN.imp$Continent)
data.Africa <- data_without_nulls_KNN.imp[data_without_nulls_KNN.imp$Continent == "Africa",]
data.Americas <- data_without_nulls_KNN.imp[data_without_nulls_KNN.imp$Continent == "Americas",]
data.Asia <- data_without_nulls_KNN.imp[data_without_nulls_KNN.imp$Continent == "Asia",]
data.Europe <- data_without_nulls_KNN.imp[data_without_nulls_KNN.imp$Continent == "Europe",]
data.Oceania <- data_without_nulls_KNN.imp[data_without_nulls_KNN.imp$Continent == "Oceania",]
```

En segon lloc, també s'han creat dos grups de dades que poden resultar interessants en la realització de les proves estadístiques. El primer grup conté les dades pertanyents a abans del 2010 i el segon grup conté les dades pertanyents a després del 2010. Aquesta separació de les dades en dos grups s'ha creat fent ús de la columna que s'ha creat anteriorment anomenada "Years". Per tal de crear aquests dos grups s'ha utilitzat el codi següent:

```
#Agrupem les dades segons siguin abans o despres del 2010
data.before_2010 <- data_without_nulls_KNN.imp[data_without_nulls_KNN.imp$Years == "Before 2010",]
data.after_2010 <- data_without_nulls_KNN.imp[data_without_nulls_KNN.imp$Years == "2010 or after",]
```

4.2 Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància

Per tal de comprovar si les dades estan o no normalitzades, s'aplica el test de *Shapiro-Wilk*. Aquest test planteja com a hipòtesi nul·la, que una mostra té una població amb una distribució normal. Així, en aplicar-lo, es rebutja la hipòtesi nul·la si el valor p és inferior al nivell de significança (alfa), i per tant es pot afirmar que la distribució no és normal.

En el cas que ens ocupa es té un valor α = 0.05, per tant, si en l'aplicar el test s'obtenen valors majors que 0.05, es pot afirmar que la variable segueix una distribució normal. Si, al contrari aquest valor és menor que 0.05, la distribució no serà normal. S'observarà que en tots els casos, s'obté un valor p menor que el valor alfa, i, per tant, cap de les variables està distribuïda normalment.

- **GDP per capita:**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$GDP)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$GDP
W = 0.96588, p-value < 2.2e-16
```

- **Social support:**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Social)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Social
W = 0.91637, p-value < 2.2e-16
```

- **Healthy life expectancy at birth:**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Health_birth)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Health_birth
W = 0.94612, p-value < 2.2e-16
```

- **Freedom to make life choices:**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Freedom)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Freedom
W = 0.96199, p-value < 2.2e-16
```

- **Generosity:**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Generosity)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Generosity
W = 0.96452, p-value < 2.2e-16
```

- **Perceptions of corruption:**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Corruption)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Corruption
W = 0.85358, p-value < 2.2e-16
```

- **Positive affect**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Positve_affect)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Positve_affect
W = 0.97383, p-value < 2.2e-16
```

- **Negative affect**

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Negative_affect)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Negative_affect
W = 0.97101, p-value < 2.2e-16
```

- **Happiness**:

```
> shapiro.test(data_without_nulls_KNN.imp$Happiness)

        Shapiro-Wilk normality test

data:  data_without_nulls_KNN.imp$Happiness
W = 0.501, p-value < 2.2e-16
```

Tal com s'ha dit abans, podem observar que cap de les variables segueix una distribució normal.

Homogeneïtat de la variància:

Per tal d'estudiar l'homogeneïtat de la variància també s'utilitza una tècnica basada en el contrast d'hipòtesis, anomenat el test de *Flinger-Killeen*. En aquest cas, la hipòtesi nul·la és que les variàncies dels dos grups són la mateixa.

A continuació es mostra els resultats obtinguts:

- **GDP per capita:**

```
> fligner.test(Happiness ~ GDP, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by GDP
Fligner-Killeen:med chi-squared = 1518.8, df = 1499, p-value = 0.3547
```

- **Social Support:**

```
> fligner.test(Happiness ~ Social, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by Social
Fligner-Killeen:med chi-squared = 667.06, df = 454, p-value = 2.558e-10
```

- **Healthy life expectancy at birth:**

```
> fligner.test(Happiness ~ Health_birth, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by Health_birth
Fligner-Killeen:med chi-squared = 864.88, df = 827, p-value = 0.1752
```

- **Freedom to make life choices:**

```
> fligner.test(Happiness ~ Freedom, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by Freedom
Fligner-Killeen:med chi-squared = 614.37, df = 534, p-value = 0.008991
```

- **Generosity:**

```
> fligner.test(Happiness ~ Generosity, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by Generosity
Fligner-Killeen:med chi-squared = 578.03, df = 608, p-value = 0.8037
```

- **Perceptions of corruption:**

```
> fligner.test(Happiness ~ Corruption, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by Corruption
Fligner-Killeen:med chi-squared = 499.03, df = 571, p-value = 0.9863
```

- **Positive affect:**

```
> fligner.test(Happiness ~ Positve_affect, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by Positve_affect
Fligner-Killeen:med chi-squared = 521.91, df = 430, p-value = 0.001551
```

- **Negative affect:**

```
> fligner.test(Happiness ~ Negative_affect, data = data_without_nulls_KNN.imp)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data:  Happiness by Negative_affect
Fligner-Killeen:med chi-squared = 358.98, df = 373, p-value = 0.6899
```

En aquest cas observem que les variables homogènies són:

- GDP per càpita
- Healthy life expectancy at birth
- Generosity
- Perceptions of corruption
- Negative affect

Les variables no homogènies són:

- Social Support
- Freedom to make life choices:
- Positive affect

4.3 Aplicació de les proves estadístiques per comparar els grups de dades

- **Matriu de correlació**

La matriu de correlació ens permet observar quines són les variables quantitatives que més correlació tenen entre elles. Conté nombres entre -1 i 1, essent les variables amb un valor més proper a 1 i -1 les que més correlació tenen. Els valors amb correlació negativa, afecten negativament i els que tenen una correlació positiva afecten positivament.

Per tal d'obtenir-la s'ha utilitzat el següent codi:

```
res <- cor(data_without_nulls_KNN.imp[5:14])
round(res, 2)
```

En la següent imatge es mostra una taula que representa la matriu de correlació obtinguda:

	GDP	Social	Health_birth	Freedom	Generosity	Corruption	Positve_affect	Negative_affect	Happiness_rate	Happiness
GDP	1.00000000	0.6916317	0.83330559	0.3632318	0.016102444	-0.3406991	0.2921555	-0.21319465	0.7537804	0.564819058
Social	0.69163169	1.0000000	0.61351092	0.4108660	0.073219005	-0.2176211	0.4280977	-0.39576151	0.6849528	0.522101484
Health_birth	0.83330559	0.6135109	1.00000000	0.3875435	0.028023285	-0.3085129	0.3135716	-0.13304204	0.7064040	0.543701039
Freedom	0.36323176	0.4108660	0.38754351	1.0000000	0.320955116	-0.4752921	0.6019735	-0.26462520	0.5036646	0.294030066
Generosity	0.01610244	0.0732190	0.02802329	0.3209551	1.000000000	-0.2874908	0.3430748	-0.08829046	0.1755386	0.004597057
Corruption	-0.34069910	-0.2176211	-0.30851290	-0.4752921	-0.287490821	1.0000000	-0.2871875	0.25018093	-0.4040870	-0.103815327
Positve_affect	0.29215549	0.4280977	0.31357158	0.6019735	0.343074828	-0.2871875	1.0000000	-0.37058903	0.5093515	0.305269138
Negative_affect	-0.21319465	-0.3957615	-0.13304204	-0.2646252	-0.088290460	0.2501809	-0.3705890	1.00000000	-0.2871463	-0.150085383
Happiness_rate	0.75378043	0.6849528	0.70640401	0.5036646	0.175538632	-0.4040870	0.5093515	-0.28714633	1.0000000	0.722359533
Happiness	0.56481906	0.5221015	0.54370104	0.2940301	0.004597057	-0.1038153	0.3052691	-0.15008538	0.7223595	1.000000000

Pel que fa a la variable objectiu Hapiness, s'observa que les variables que més correlació tenen amb ella són: GPD per càpita, Social support, Healthy life expectancy at birth i *Hapiness_rate*. Aquesta última era d'esperar, ja que els valors de Happiness han estat obtinguts a través de Hapiness rate.

- Contrast d'Hipòtesi

En aquest apartat s'estudiarà mitjançant contrast d'hipòtesis quins són els continents en què la felicitat és menor. Cal tenir en compte que els conjunts de dades que utilitzarem tindran entre 319 i 684 observacions, i per tant, es pot utilitzar el contrast d'hipòtesi tot i no tenir una distribució normal de les dades.

Així, es plantejaran diferents contrasts paramètrics d'hipòtesis de dues mostres sobre la diferència de les mitges, per tal d'observar la diferència entre la felicitat entre continents.

En el primer s'assumirà

$$H_0 = \mu_{Africa} - \mu_{Europa} = 0$$

$$H_1 : \mu_{Africa} - \mu_{Europa} < 0$$

On s'assumirà $\alpha = 0.05$

Obtenim:

```
> data_happiness_Eur <- data.Europe$Happiness
> data_happiness_Afr <- data.Africa$Happiness
> t.test(data_happiness_Afr,  data_happiness_Eur, alternative = "less")

        Welch Two Sample t-test

data:  data_happiness_Afr and data_happiness_Eur
t = -22.367, df = 576.25, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
95 percent confidence interval:
       -Inf -0.4945877
sample estimates:
mean of x mean of y
0.4372385 0.9711538
```

S'obté un *valor p* menor que 0.05, per tant es rebutja la hipòtesi nul·la i per tant podem concloure que la felicitat és major en Europa que en Àfrica.

Pel segon cas, s'estudiarà Àfrica i Amèrica. De nou es plantegen les hipòtesis següents:

$$H_0 = \mu_{Africa} - \mu_{Americas} = 0$$

$$H_1 : \mu_{Africa} - \mu_{Americas} < 0$$

```
> data_happiness_Amr <- data.Americas$Happiness
> data_happiness_Afr <- data.Africa$Happiness
> t.test(data_happiness_Afr,  data_happiness_Amr, alternative = "less")

        Welch Two Sample t-test

data:  data_happiness_Afr and data_happiness_Amr
t = -21.207, df = 650.1, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
95 percent confidence interval:
       -Inf -0.4872456
sample estimates:
mean of x mean of y
0.4372385 0.9655172
```

En aquest cas també és menor que 0.05, per tant, es pot tornar a afirmar que la felicitat és major en Amèrica que en Àfrica.

El tercer cas que s'estudia és el de Àfrica i Àsia. Com en els dos casos anteriors es plantegen les següents hipòtesis:

$$H_0 = \mu_{Africa} - \mu_{Asia} = 0$$

$$H_1 : \mu_{Africa} - \mu_{Asia} < 0$$

Els resultats que s'obtenen són els següents:

```
> data_happiness_Asia <- data.Asia$Happiness
> data_happiness_Afr <- data.Africa$Happiness
> t.test(data_happiness_Afr,  data_happiness_Asia, alternative = "less")

        Welch Two Sample t-test

data:  data_happiness_Afr and data_happiness_Asia
t = -13.406, df = 893.35, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in means is less than 0
95 percent confidence interval:
     -Inf -0.32663
sample estimates:
mean of x mean of y
0.4372385 0.8096026
```

De nou, rebutgem la hipòtesi nul·la i obtenim que a Àfrica la felicitat és menor que a Àsia.

- **Finalment s'ha realitzat un model de regressió lineal**

S'han estudiat tres models de regressió lineals diferents per tal de realitzar prediccions sobre quin serà el *Happiness rate* segons unes condicions concretes. D'aquests tres models estudiats s'ha escollit el de més precisió i s'han realitzat un seguit de prediccions que es presentaran a continuació. Es vol mencionar que el conjunt de dades que s'ha utilitzat és el que s'ha obtingut després de tractar els valors nuls però abans d'afegir les columnes de *Happiness* i *Years.*

Es defineixen els regressors i la variable a predir:

```
GDP = initial_dataset_KNN$GDP
Social = initial_dataset_KNN$Social
healthy = initial_dataset_KNN$Health_birth
Freedom = initial_dataset_KNN$Freedom
Positive_affect = initial_dataset_KNN$Positve_affect
Negative_affect = initial_dataset_KNN$Negative_affect
Corruption = initial_dataset_KNN$Corruption
Continent = initial_dataset_KNN$Continent
Year = initial_dataset_KNN$Year
Region = initial_dataset_KNN$Region


#Variable a predir

hap_rate = initial_dataset_KNN$Happiness_rate
```

Seguidament es defineixen els models i s'avaluen per tal d'obtenir quin és amb el que s'obtindran millors resultats.

```
model1 <- lm(hap_rate ~ Social  + Freedom + Region + Positive_affect + Year +  Continent + Negative_affect + Corruption, data = initial_dataset_KNN)
model2 <- lm(hap_rate ~ GDP + Social + Freedom + Region + Positive_affect + Year + Corruption, data = initial_dataset_KNN)
model3 <- lm(hap_rate ~ GDP + Freedom + Region + Positive_affect + Negative_affect, data = initial_dataset_KNN)


summary(model1)$r.squared
summary(model2)$r.squared
summary(model3)$r.squared
```

```
> summary(model1)$r.squared
[1] 0.7671758
> summary(model2)$r.squared
[1] 0.8060349
> summary(model3)$r.squared
[1] 0.7964028
>
```

Observem que s'obtenen millors resultats pel segon model, així que s'utilitzarà aquest per realitzar les prediccions.

```
newdata1 <- data.frame(GDP = 8 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2010 , Corruption = 0.85 )
newdata2 <- data.frame(GDP = 10 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2010 , Corruption = 0.85 )
newdata3 <- data.frame(GDP = 8 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2019 , Corruption = 0.85 )
newdata4 <- data.frame(GDP = 10 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2019 , Corruption = 0.85 )


predict(model2, newdata1)
predict(model2, newdata2)
predict(model2, newdata3)
predict(model2, newdata4)
```

El valor de *Happiness rate* predit és el següent:

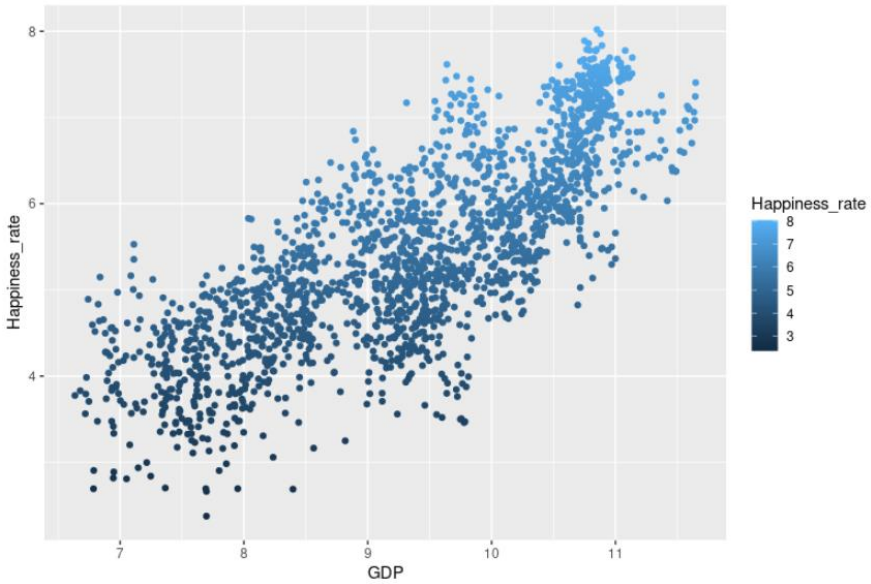
```
> predict(model2, newdata1)
       1
4.921536
> predict(model2, newdata2)
       1
5.722865
> predict(model2, newdata3)
       1
4.87613
> predict(model2, newdata4)
       1
5.677459
```

S'observa que si es manté el valor de *social support, freedom to make life choices, Region, Positive affect i corruption* fixes obtenim que:

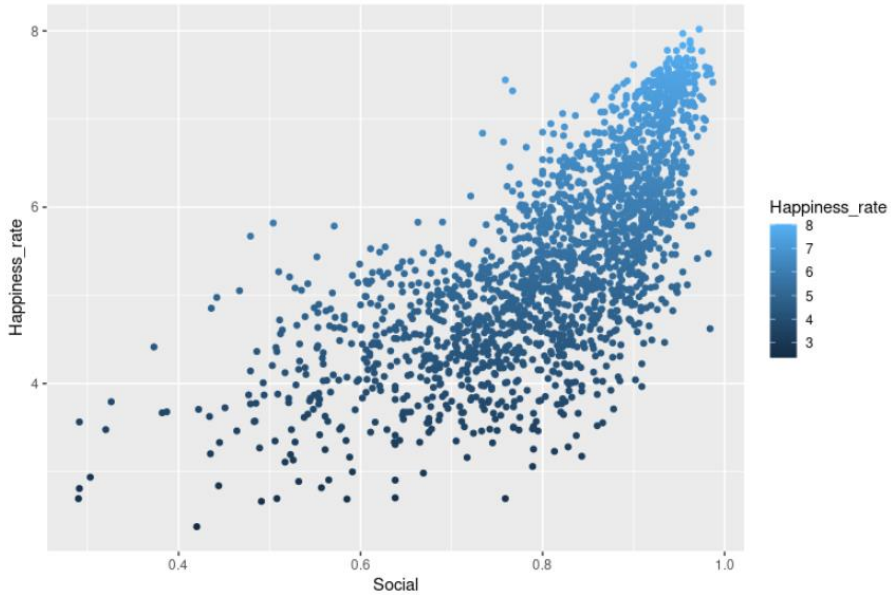
- En augmentar GDP per càpita de 8 a 10 augmenta *hapiness rate* de 4.92 a 5.72
- En l'any 2010 el *happiness rate* era lleugerament major que en el 2019.

5. Representació dels resultats a partir de taules i gràfiques

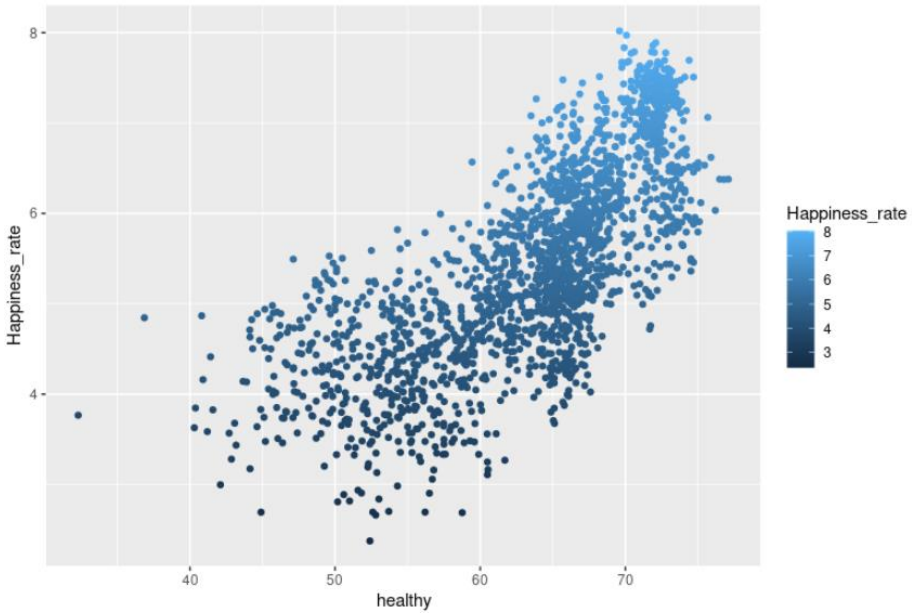
En primer lloc s'ha estudiat matriu de correlació i s'ha observat que les variables que més correlació tenen amb l'atribut *happiness_rate* són *GPD per càpita, social support i healthy life expectancy at birth.* En canvi, l'atribut que menys correlació té amb la variable *happiness_rate* és *Generosity.* Per tal de comprovar-ho, s'han representat les gràfiques *GDP – Happiness_rate*, *Social_support – happiness_rate, healthy life expectancy at birth – Happiness_rate* i *generosity – happiness_rate*. Es pot comprovar com efectivament, pels tres primer es mostra una tendència creixent de la felicitat a mesura que augmenten els valors de *GDP*, *Social support* i *healthy life expectancy at birth.* En canvi, pel que fa a *generosity* no es mostra cap tendència.



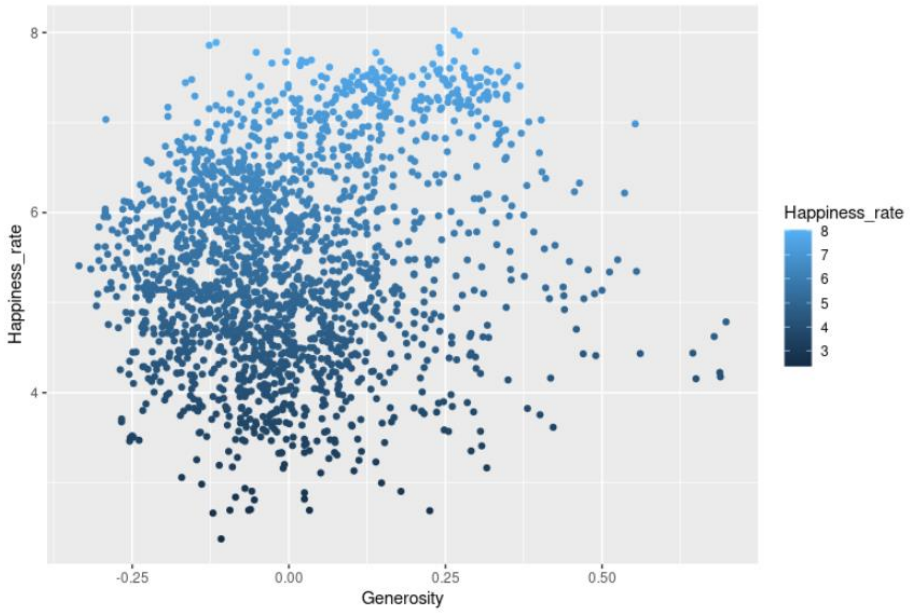
En aquesta primera gràfica s'observa que a mesura que augmenta el valor de GDP augmenten també els valors de happiness.



En aquest cas també obtenim que a mesura que augmenten els valors de *social support* també augmenten els valors de la felicitat.



El valor de *happiness_rate* també augmenta a mesura que augmenten els valors de *healthy life expectancy at birth.*



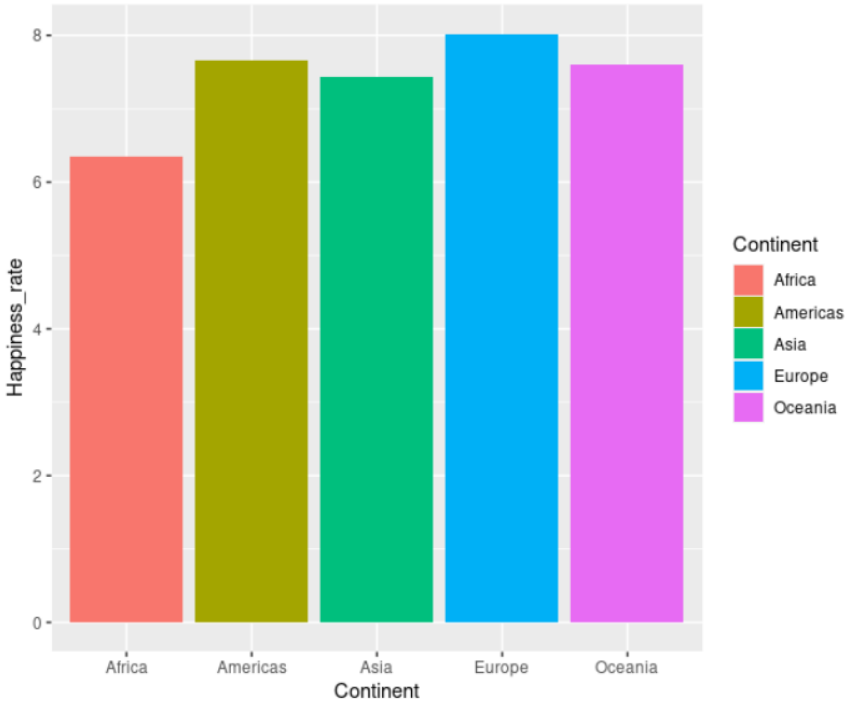
En canvi, aquí es demostra que per valors alts i baixos de *generosity* obtenim *happiness_rate* de tots els rangs, així que aquestes dos variables no estan altament correlacionades.

El codi utilitzat per la representació d'aquestes gràfiques és el següent:

```
gdp.plot  <-ggplot(data_without_nulls_KNN.imp,aes(x = GDP, y = Happiness_rate, color = Happiness_rate))
gdp.plot+geom_point()

social.plot  <-ggplot(data_without_nulls_KNN.imp,aes(x = Social,  y = Happiness_rate, color = Happiness_rate))
social.plot+geom_point()

healthy.plot  <-ggplot(data_without_nulls_KNN.imp,aes(x = healthy, y = Happiness_rate, color = Happiness_rate))
healthy.plot+geom_point()

generosity.plot  <-ggplot(data_without_nulls_KNN.imp,aes(x = Generosity, y = Happiness_rate, color = Happiness_rate))
generosity.plot+geom_point()
```

En segon lloc, mitjançant contrast d'hipòtesis s'ha arribat a la conclusió que les persones que viuen a Àfrica tenen un *happiness_rate* menor. En el següent gràfic de barres es demostra que efectivament això és així:

```
happiness_continent.plot <-ggplot(data_without_nulls_KNN.imp,aes(x = Continent,y = Happiness_rate, fill = Continent))
happiness_continent.plot + geom_bar(stat="identity", position="identity")
```



Pel que fa a la regressió lineal, s'han obtingut els resultats següents:

```
newdata1 <- data.frame(GDP = 8 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2010 , Corruption = 0.85 )
newdata2 <- data.frame(GDP = 10 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2010 , Corruption = 0.85 )
newdata3 <- data.frame(GDP = 8 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2019 , Corruption = 0.85 )
newdata4 <- data.frame(GDP = 10 , Social = 0.7 , Freedom = 0.75 , Region = "Southern Europe", Positive_affect = 0.75, Year = 2019 , Corruption = 0.85 )


predict(model2, newdata1)
predict(model2, newdata2)
predict(model2, newdata3)
predict(model2, newdata4)
```

GDP	SOCIAL	FREEDOM	REGION	POSITIVE AFFECT	YEAR	CORRUPTION	HAPPINESS RATE
8	0.7	0.75	Sourthern Europe	0.75	2010	0.85	4.92
10	0.7	0.75	Sourthern Europe	0.75	2010	0.85	5.72
8	0.7	0.75	Sourthern Europe	0.75	2019	0.85	4.87
10	0.7	0.75	Sourthern Europe	0.75	2019	0.85	5.68

6. Resolució dels resultats

Pel que fa als objectius que ens hem proposat, hem aconseguit respondre totes les preguntes plantejades. S'ha plantejat comprovar quins factors afavorien la felicitat, quins és el continent amb uns menors valors de *happiness rate* i també es volia realitzar prediccions del valor de felicitat que es tindria segons uns registres donats.

Així, una vegada s'ha realitzat la neteja de dades i realitzant un seguit d'anàlisis estadístiques s'han arribat a les conclusions següents:

- Les persones que viuen a Àfrica tenen més probabilitats de ser infelices.
- Tenir una GPD per càpita major afecta positivament la felicitat.
- El *social support* també té molt a veure amb un augment de la felicitat.
- Tenir un *healthy life expectancy at birth* alt afecta positivament la felicitat.
- La generositat no és un factor que cal tenir gaire en compte a l'hora de predit la felicitat.
- En la regió del sud d'Europa la població era lleugerament més infeliç al 2019 que en el 2010

7. Codi

L'enllaç al Github creat, el qual conté el codi utilitzat per la realització d'aquesta pràctica és el següent:

https://github.com/gerardrosesterron/PRAC2/blob/main/codi/PRACTICA2.R

8.Taula de contribucions

CONTRIBUCIONS	SIGNA
Recerca prèvia	G. R. T., G. C. T.
Redacció de les respostes	G. R. T., G. C. T.
Desenvolupament codi	G. R. T., G. C. T.