INTRODUCCIÓ

L'objectiu d'aquesta activitat serà el tractament d'un dataset lliure disponible a https://www.kaggle.com/c/titanic. Es seguiran les principals etapes d'un projecte analític, descrits en els següents apartats.

PRÀCTICA

1. Descripció del dataset. Perquè és important i quina pregunta/problema pretén respondre?

Com s'ha introduït, per a la realització de la pràctica es treballarà amb un dataset relacionat amb l'enfonsament del Titànic. El seu contingut és molt simple: un conjunt de registres de passatgers, amb diferents dades personal que s'explicaran més endavant. La informació més important, i en la que es bassa l'estudi és que per cada passatger, es descriu si ha sobreviscut o no.

Per tant, l'estudi actual consisteix en esbrinar, a partir de diferents dades dels passatgers, si han sobreviscut o no. Dit d'una altra forma; ens trobem davant d'un problema de classificació binaria.

De totes maneres, abans d'endinsar-nos en el treball de classificació, cal tractar les diferents variables, i per això, procedirem a descriure-les:

VARIABLE	DESCRIPCIÓ
PassengerId	Identificador del passatger.
Pclass	Classe en la que viatja el passatger: 1 = primera. 2 = segona. 3 = tercera.
Name	Nom i Cognom del passatger.
Sex	Sexe.
Age	Edat.
SibSp	Numero de familiars: germans, marits i mullers.
Parch	Numero de familiars: pare, mare,...
Ticket	Número del ticket.
Fare	Tarifa del ticket.
Cabin	Número de la cabina.
Embarked	On ha embarcat el passatger: C = Cherbourg. Q = Queenstown. S = Southampton.
Survived	Si el passatger ha sobreviscut: 0 = mor. 1 = viu.

A l'enllaç esmentat a la introducció hi trobem realment dos datasets: "traint" i "test". El primer, serveix per a crear el model de classificació, mentre que el segon s'utilitza per a posar el model a prova. Com és lògic, el dataset "test" NO conté la variable "Survived"; ja que és la que haurem de trobar. Durant els següents apartats treballaré amb el primer dataset, ja que hauré de generar el model. A l'apartat 6 ***Resolució del problema*. A partir dels resultats obtinguts, quines són les conclusions? Els resultats permeten resoldre el problema?**, a banda d'explicar les conclusions trobades del dataset "train", també es procedirà a aplicar el model sobre el dataset "test" per esbrinar quins passatgers van sobreviure.

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

En total hi ha 11 variables (sense comptar la variable classificatòria "Survived"). De totes aquestes, hi ha algunes que no són rellevant per a l'estudi, o bé que tenen relacions entre elles. Les esmento a continuació:

- PassengerID: Aquest és un ID numèric del data set i per tant no és rellevant a l'hora de classificar.
- Name: El nom del passatger tampoc és rellevant. De totes maneres, hi ha una informació que ens indica sexe, edat i classe: Mr, Miss, Master, Mrs... Donat que hi ha variables que ja defineixen les tres variables, podem obviar-la també.
- SibSp: També es descarta ja que és una informació a nivell numèrica de la família que viatja a bord del vaixell. No és rellevant a l'hora de classificar.
- Parch: El mateix raonament que "SibSp".
- Ticket: Combina amb altres dades com "Cabin", ens pot aportar un patró en la numeració del bitllet, però considero una informació poc rellevant.
- Cabin: Revisant les dades, veiem que gairebé no hi ha cap camp omplert, per tant, no ens serviria gaire.

Les variables "Pclass", "Sex", "Fare", "Age" i "Embarked" són variables que ens permeten desgranar la tipologia del passatger. La classe, la tarifa i la localitat del embarcament, ens dona una idea de l'estatus del passatger.

```
data_vars = data[["Pclass","Sex","Age","Embarked", "Fare","Survived"]]
```

3. Neteja de les dades.

3.1. Les dades contenen zeros o elements buits? Com gestionaries aquests casos?

La variable "Sex" conté un total de 177 d'elements nuls i "Embarked" només 2.

```
for var in data_vars:
    print("La variable",var,"conté",data_vars[var].isna().sum(),"valors nuls")
```

```
La variable Pclass conté 0 valors nuls
La variable Sex conté 0 valors nuls
La variable Age conté 177 valors nuls
La variable Embarked conté 2 valors nuls
La variable Fare conté 0 valors nuls
La variable Survived conté 0 valors nuls
```

Hi ha un total de 891 registres i per tant, podem eliminar les dues observacions on tenim un element buit de la variable "Embarked". En canvi, 177 valors nuls són molts per tal d'obviar-los; per tant, es reompliran de la següent forma: Es calcularà la mediana de les edats agrupades per sexe i s'assignarà aquest valor.

```
# Reomplim els NA a partir de la mediana de les edats per Sexe.
data_vars['Age'].fillna(data_vars.groupby('Sex')['Age'].transform("median"), i
nplace=True)
# Elimino les dues observacions amb NA de "Embarked"
data_vars = data_vars.dropna()
```

3.2. Conversió de valors.

Aquest apartat s'ha afegit a la pràctica per tal de convertir variables categòriques en numèriques i així, facilitar el se anàlisi.

Es faran un total de tres tipus de conversions:

- Sexe: Als homes s'assignarà un 1 i a les dones un 2.
- Embarcament: El valor C = 1, el Q = 2 i el S = 3.
- Edat: L'edat està definida com a "float". La convertiré en un enter. Aquest procés arrodoneix els valors i per tant és possible que apareixin valors = 0. En aquests casos no realitzaré cap acció ja que consideraré al passatger com a un nadó.

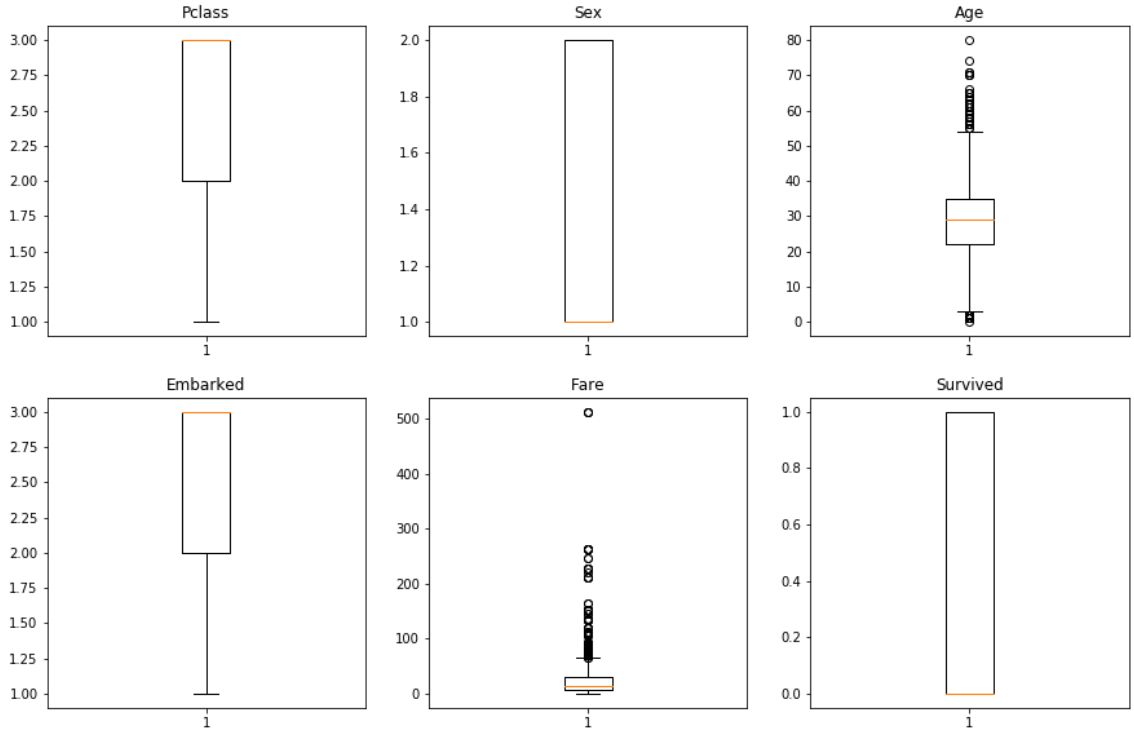
```
#Conversió "male" - "famale" en enters:
data_clean = data_vars.replace("female",2)
data_clean = data_clean.replace("male", 1)

# Conversió dels tres valors d'embarked:
data_clean["Embarked"] = data_clean["Embarked"].replace("C", 1)
data_clean["Embarked"] = data_clean["Embarked"].replace("Q", 2)
data_clean["Embarked"] = data_clean["Embarked"].replace("S", 3)

# Conversió de "Age" a enters:
data_clean["Age"] = data_clean["Age"].round().astype(int)
```

3.3. Identificació i tractament de valors extrems.

Podem fer una primera ullada als valors extrems gràcies als valors max i min que retorna la funció describe() del data set.

	Pclass	Sex	Age	Embarked	Fare	Survived
count	889.000000	889.000000	889.000000	889.000000	889.000000	889.000000
mean	2.311586	1.350956	29.390326	2.535433	32.096681	0.382452
std	0.834700	0.477538	12.982384	0.792088	49.697504	0.486260
min	1.000000	1.000000	0.000000	1.000000	0.000000	0.000000
25%	2.000000	1.000000	22.000000	2.000000	7.895800	0.000000
50%	3.000000	1.000000	29.000000	3.000000	14.454200	0.000000
75%	3.000000	2.000000	35.000000	3.000000	31.000000	1.000000
max	3.000000	2.000000	80.000000	3.000000	512.329200	1.000000

Una forma més precisa de detectar aquests valors és mitjançant la representació dels boxplot.



Veiem que la variable "Fare" conté un valor al voltant de 500 que pot semblar desorbitat ja que es troba molt allunyat de la mitjana i del màxim. De totes maneres, podem considerar que existien bitllets amb aquest preu. A més, si cerquem dins del data set, veiem que aquest passatger viatjava en primera classe.

A continuació mostro el codi:

```
# Valors extrems
print(data_clean.describe())

fig=plt.figure(figsize=(15,15))
i = 1

for var in data_vars:
    ax=fig.add_subplot(3,3,i)
    ax.boxplot(data_clean[var])
    ax.set_title(var)
    i = i + 1
```

4. Anàlisi de les dades.

4.1. Selecció dels grups de dades que es volen analitzar/comparar (planificació dels anàlisis a aplicar).

Com ja s'ha explicat, es procedirà a seleccionar únicament les 5 variables descriptives i la variable classificatòria "Survived".

En els següents apartats es realitzarà uns estudi estadístics previs de normalitat i homogeneïtat de la variància. L'estudi de normalitat és el primer pas per tal d'esbrinar si el conjunt

d'entrenament de les variables descriptives no categòriques ("Age" i "Fare") provenen d'una distribució normal. El seu resultat ens servirà posteriorment per estudiar la homogeneïtat de la variància el qual es farà a partir de l'agrupació de la variable "Survived" (supervivents i morts).

Un cop realitzat aquest estudi previ, es faran dues proves estadístiques. La primera correspon a l'estudi de la correlació entre variables per tal de veure quina influència tenen sobre la variable "Survived". Això ens permetrà eliminar algunes variables. Per acabar, i com a finalitat de la pràctica, es crearan tres models de regressió lineal que serviran per realitzar futures classificacions i també s'avaluaran.

4.2. Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància.

Per estudiar la normalitat només es pot treballar amb variables no categòriques; per tant, l'estudi es centrarà en les variables "Age" i "Fare". S'utilitzarà la funció normaltest(), basada en els test D'Agostino i Pearson, la qual analitza la hipòtesi nul·la que la mostra prové d'una distribució normal. Per a fer-ho es defineix un valor de significació (alpha) de 0.001 el qual serà comparat amb el p-valor que retorna la funció. En el supòsit que p < alpha, es pot rebutjar la hipòtesi nul·la i per tant, hi ha una gran probabilitat que la mostra prové d'una distribució no normal. En cas contrari; p > alpha, implicaria la confirmació de la hipòtesi nul·la i per tant que la mostra prové d'una distribució normal.

```
from scipy import stats

# Revisem normalitat
# Només analitzem les variables conínues: Age i Fare:
k21, p1 = stats.normaltest(data["Age"])
k22, p2 = stats.normaltest(data["Fare"])

print("El p-value de la variable Age és",p1)
print("El p-value de la variable Fare és",p2)
```

```
El p-value de la variable Age és 8.496812776659243e-12
El p-value de la variable Fare és 4.049890539599286e-197
```

Com que els dos p-valor són molt inferior a 0.001, podem dir que les mostres "Age" i "Fare" provenen de distribucions NO normals.

Tot i a no provenir d'una distribució normal, s'aplicarà un test no paramètric ANOVA per tal d' estudiar la homogeneïtat de la variància. De nou partim d'una hipòtesi nul·la que la mitjana de les poblacions de les agrupacions que s'estan estudiant, són iguals. En aquest cas, les agrupacions es faran a partir de la variable "Survived": Vius o morts. De nou, s'avaluarà el resultat ANOVA a partir del p-valor. En cas que sigui inferior al valor de significació (en aquest cas, 0.05), es rebutjarà la hipòtesi nul·la; i en cas contrari, s'acceptarà.

```
import statsmodels.api as sm
from statsmodels.formula.api import ols

mod1 = ols('Age ~ Survived', data = data).fit()
aov_table1 = sm.stats.anova_lm(mod1, typ = 2)
print("ANOVA agrupació Survived - Age\n",aov_table1)

mod2 = ols('Fare ~ Survived', data = data).fit()
aov_table2 = sm.stats.anova_lm(mod2, typ = 2)
print("\nANOVA agrupació Survived - Fare\n",aov_table2)
```

```
ANOVA agrupació Survived - Age
                 sum_sq     df          F    PR(>F)
Survived     908.319390    1.0   5.416068  0.020177
Residual  148757.237416  887.0        NaN       NaN

ANOVA agrupació Survived - Fare
                sum_sq     df           F        PR(>F)
Survived  1.429392e+05    1.0  61.838885  1.079789e-14
Residual  2.050280e+06  887.0         NaN           NaN
```

En les dues taules, tenim p-valor PR(>F) inferior a 0.05, per tant, la variància de les dues mostres no és homogènia.

4.3. Aplicació de proves estadístiques per comparar els grups de dades. En funció de les dades i de l'objectiu de l'estudi, aplicar proves de contrast d'hipòtesi, correlacions, regressions,...

En aquest apartat es farà un estudi de la correlació entre les diferents variables per observar quines tenen més pes sobre "Survived". Un cop aplicada la correlació, es crearan tres models de regressió lineal que classificarà als passatgers entre supervivents i no supervivents.

- Correlació entre variables.

```
# Correlació entre variables.
corr = data.corr()
corr = abs(corr) # Obvio el signe de els correlacions.
print(corr)
```

```
            Pclass       Sex       Age  Embarked      Fare  Survived
Pclass    1.000000  0.127741  0.335053  0.164681  0.548193  0.335549
Sex       0.127741  1.000000  0.100592  0.110320  0.179958  0.541585
Age       0.335053  0.100592  1.000000  0.020347  0.091372  0.077904
Embarked  0.164681  0.110320  0.020347  1.000000  0.226311  0.169718
Fare      0.548193  0.179958  0.091372  0.226311  1.000000  0.255290
Survived  0.335549  0.541585  0.077904  0.169718  0.255290  1.000000
```

De la taula anterior, veiem que les tres variables que tenen més força sobre "Survived" són, per ordre: "Sex", "Pclass" i "Fare".

Com a comentari, observem que he obviat els valors negatius ja que el que ens interessa en aquest apartat és la importància que té cada variable sobre "Survived" indistintament del seu signe.

- Regressió lineal.

Es crearan tres models diferents:

- Model 1: Amb les 5 variables (Pclass, Sex, Age, Embarked i Fare).
- Model 2: Amb les tres variables més fortes sobre "Survived" trobades a partir de l'estudi de correlació (Sex, Pclass i Fare).
- Model 3: Únicament amb la variable que té més força (Sex).

Per a no repetir tres cops el mateix codi, creo una funció red_lin() que a partir de les dades d'entrada, retorna tres valors: Error Quadràtic Mig (MSE), Precisió (Accuracy) i la matriu de confusió.

```
# Regressió lineal.
# Creo 3 models:
#   1 - Amb totes les variables triades.
#   2 - Amb les variables més importants segons l'estudi de correlació: Sex, P
class i Fare
#   3-  Amb la variable amb màxima correlació: Sex

def reg_lin(data_X, data_Y):
    data_X_train = data_X[:-200]
    data_Y_train = data_Y[:-200]

    data_X_test = data_X[-200:]
    data_Y_test = data_Y[-200:]

    regr = linear_model.LinearRegression()
    regr.fit(data_X_train, data_Y_train)

    survived_pred = regr.predict(data_X_test)

    # Càlculs:
    MSE = mean_squared_error(data_Y_test, survived_pred)
    acc = accuracy_score(data_Y_test, survived_pred.round())
    cm = confusion_matrix(data_Y_test, survived_pred.round())
    return(MSE, acc, cm, regr)

data_X_m1 = data[["Pclass", "Sex", "Age", "Embarked", "Fare"]]
data_X_m2 = data[["Sex", "Pclass", "Fare"]]
data_X_m3 = data[["Sex"]]
data_Y = data[["Survived"]]


MSE1, acc1, cm1, regr1 = reg_lin(data_X_m1,data_Y)
MSE2, acc2, cm2, regr2 = reg_lin(data_X_m2,data_Y)
MSE3, acc3, cm3, regr3 = reg_lin(data_X_m3,data_Y)
```

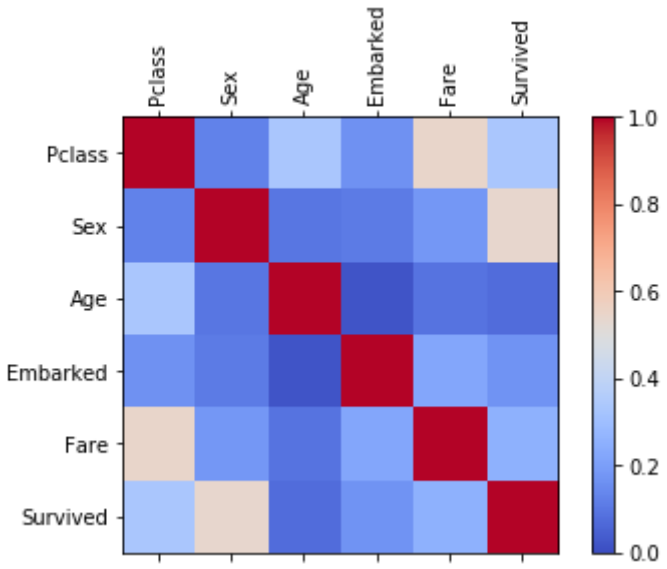
En els següents apartats es mostraran els gràfics i resultats.

5. Representació dels resultats a partir de taules i gràfiques.

- Correlacions.

Mostrem primerament la correlació entre variables. Anteriorment hem obtingut una taula/matriu numèrica amb els valors de correlació entre les variables. Per a millorar la visualització, procedim a graficar amb diferents colors els pesos de les variables. Un color vermell implica una relació més forta que un color blavós.

```
# Correlació de les variables:
fig = plt.figure()
ax = fig.add_subplot(111)
cax = ax.matshow(corr,cmap='coolwarm', vmin=0, vmax=1)
fig.colorbar(cax)
ticks = np.arange(0,len(data.columns),1)
ax.set_xticks(ticks)
plt.xticks(rotation=90)
ax.set_yticks(ticks)
ax.set_xticklabels(data.columns)
ax.set_yticklabels(data.columns)
plt.show()
print(corr)
```



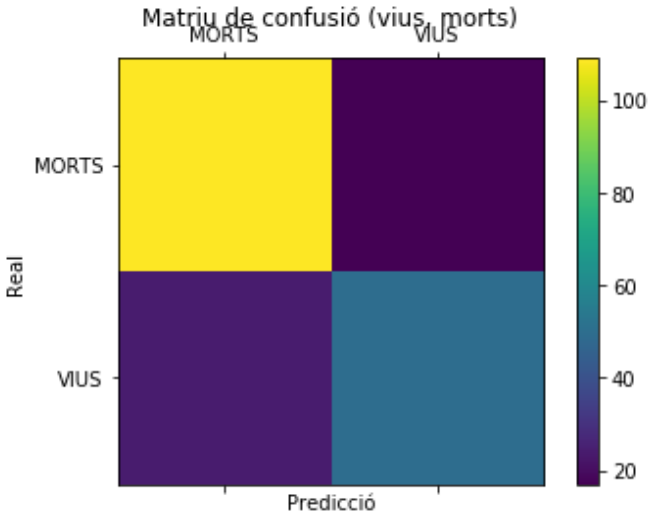
Podem confirmar doncs que les tres variables que tenen més pes sobre "Survived" són, per ordre: "Sex", "Pclass" i "Fare".

- Matrius confusió dels models.

Per a cada un dels tres models creats, s'ha graficat la seva matriu de confusió (a més dels seus valors numèrics):

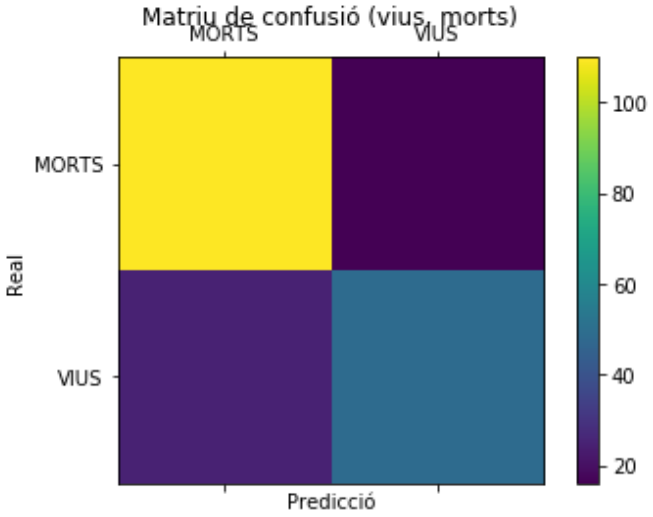
```
# Matrius de Confusió dels models:
def representa_mtx(cm):
    labels = ['MORTS', 'VIUS']
    fig = plt.figure()
    ax = fig.add_subplot(111)
    cax = ax.matshow(cm)
    plt.title("Matriu de confusió (vius, morts)")
    fig.colorbar(cax)
    ax.set_xticklabels(['']  + labels)
    ax.set_yticklabels(['']  + labels)
    plt.xlabel('Predicció')
    plt.ylabel('Real')
    plt.show()
    print("La taula amb els valors és la següent:\n",cm)

representa_mtx(cm1)
representa_mtx(cm2)
representa_mtx(cm3)
```

- Model 1 (Amb totes les variables triades):



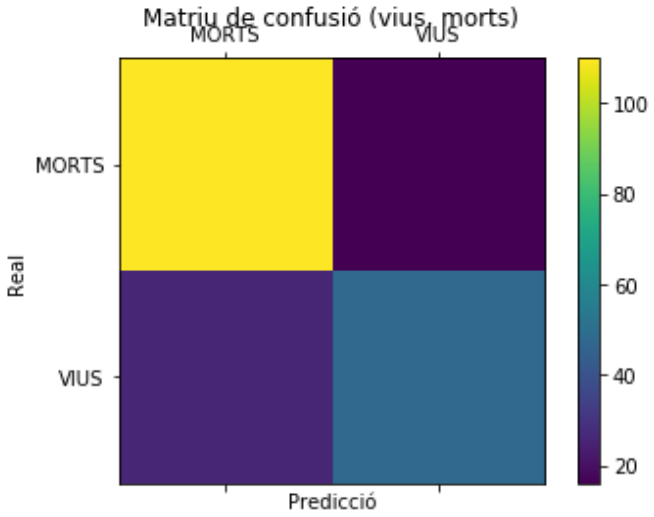

```
La taula amb els valors és la següent:
 [[109  17]
 [ 24  50]]
```

- Model 2 (Amb les variables “Sex”, “Fare” i “Age”):




```
La taula amb els valors és la següent:
 [[110  16]
 [ 25  49]]
```

- Model 3 (Amb la variable “Sex”):




```
La taula amb els valors és la següent:
 [[110  16]
 [ 26  48]]
```

Veiem que entre els tres models, la diferència és mínima. Les matrius de confusió quan triem 5 variables o quan només triem “Sex” varien en 1 o 2 valors; per tant, podem reduir dràsticament la dimensionalitat. Confirmem visualitzant els resultat de MSE i la precisió:

```
# Valors de MES i precissió:
print("MODEL 1:\n   Error quadràtic mig (MSE) =",MSE1,"\n   Precissió =",acc1)
print("MODEL 2:\n   Error quadràtic mig (MSE) =",MSE2,"\n   Precissió =",acc2)
print("MODEL 3:\n   Error quadràtic mig (MSE) =",MSE3,"\n   Precissió =",acc3)
```

```
MODEL 1:
    Error quadràtic mig (MSE) = 0.1367640225295661
    Precissió = 0.795
MODEL 2:
    Error quadràtic mig (MSE) = 0.1540867313916442
    Precissió = 0.795
MODEL 3:
    Error quadràtic mig (MSE) = 0.1651998745924483
    Precissió = 0.79
```

La única variació que observem és la de l’error quadràtic mig.

6. Resolució del problema. A partir dels resultats obtinguts, quines són les conclusions? Els resultats permeten resoldre el problema?

6.1. CONCLUSIONS

El conjunt de dades inicial es divideix en dos datasets: entrenament i test. Durant aquesta pràctica s'ha tractat el data set d'entrenament per a la creació d'un model que permeti classificar si un passatger ha sobreviscut a l'accident o no.

La eliminació inicial de sis variables ha permès obtenir un nou dataframe d'entrenament que només tenia una variable amb valors perduts ("Age") i que han sigut reomplerts.

Amb el data set net i emmagatzema en un csv s'ha procedit a realitzar un estudi estadístic previ de la normalitat i la homogeneïtat de la variància. S'ha vist doncs que les distribucions de les variables "Age" i "Fare" no són normals i ha condicionat l'estudi de la homogeneïtat de la variància. En aquest cas s'ha aplicat el test ANOVA agrupant les dades en dos grups ("Survived" = 0 i "Survived" = 1) i s'ha conclòs que la variància és diferent.

A continuació em entrat a avaluar l'impacte de les variables sobre "Survived" mitjançant la correalació per esbrinar si es podia obviar alguna dimensió i obtenir el mateix resultat en el model creat. A partir de la matriu de correlació hem extret que les variables més important són: "Sex", "Pclass" i "Fare". Amb aquesta informació s'ha procedit a crear tres models de regressió lineal:

1- Amb les 5 variables inicials.
2- Amb les tres variables extretes a partir de la correlació.
3- Amb la variable amb correlació més forta: Sex.

Avaluant els tres models s'ha obtingut una precisió igual (confirmant-ho amb la matriu de confusió) però amb una variació en l'error quadràtic mig.

6.2. RESOLUCIÓ DEL PROBLEMA

Recordem que el problema, inclou un segon dataframe de test el qual no conté la variable classificada "Survived". Un cop generats els tres models de regressió, procedirem a aplicar un d'ells per tal d'esbrinar dins d'aquest dataframe de test, quins passatgers han sobreviscut i quins no.

Sembla que la variable que acaba definint la supervivència del passatger, correspon al sexe. De totes maneres, per tal de no simplificar radicalment l'exercici, s'optarà per utilitzar el segon model on a banda del sexe, també es tenen en compte aspectes com l'edat i la tarifa del ticket.

Carreguem el dataframe de test, i visualitzem si hi ha cap valor nul en les tres variables: "Sex", "Pclass" i "Fare":

```
# Càrrega del dataset.
data_test= pd.read_csv("test_titanic.csv")

data_test_vars = data_test[["Sex","Pclass","Fare"]]

print ("El dataset conté:",len(data_test_vars),"registres")

for var in data_test_vars:
    print("La variable",var,"conté",data_test_vars[var].isna().sum(),"valors n
uls")
```

```
El dataset conté: 418 registres
La variable Sex conté 0 valors nuls
La variable Pclass conté 0 valors nuls
La variable Fare conté 1 valors nuls
```

En aquest cas, únicament trobem un valor nul en la vaiable “Fare”. Per a no eliminar el registre es procedirà a calcular la mediana de “Fare” per sexes. A més, es modificarà la variable “Sex”.

```
#### NETEJA
# Reomplim els NA a partir de la mediana de les tarifes per Sexe.
data_test_vars['Fare'].fillna(data_test_vars.groupby('Sex')['Fare'].transform(
"median"), inplace=True)

#### CONVERSIÓ
#Conversió "male" - "famale" en enters:
data_test_clean = data_test_vars.replace("female",2)
data_test_clean = data_test_clean.replace("male", 1)
```

Finalment, s’aplica el segon model creat anteriorment “regr2” i es recompten el nombre de morts i de supervivents:

```
pred = regr2.predict(data_test_clean)
resultat = data_test.assign(Survived_PRED = pred.round())

print(resultat[0:10])

# Recompte de morts i supervivents.
sumari = resultat["Survived_PRED"].value_counts()
print("En total moren", sumari[0], "passatgers i sobreviuen", sumari[1],"passa
tgers")

# Emmagatzemo
resultat.to_csv("resultat.csv")
```

	PassengerId	Pclass	Name	Sex
0	892	3	Kelly, Mr. James	male
1	893	3	Wilkes, Mrs. James (Ellen Needs)	female
2	894	2	Myles, Mr. Thomas Francis	male
3	895	3	Wirz, Mr. Albert	male
4	896	3	Hirvonen, Mrs. Alexander (Helga E Lindqvist)	female
5	897	3	Svensson, Mr. Johan Cervin	male
6	898	3	Connolly, Miss. Kate	female
7	899	2	Caldwell, Mr. Albert Francis	male
8	900	3	Abrahim, Mrs. Joseph (Sophie Halaut Easu)	female
9	901	3	Davies, Mr. John Samuel	male

	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked	Survived_PRED
0	34.5	0	0	330911	7.8292	NaN	Q	0.0
1	47.0	1	0	363272	7.0000	NaN	S	1.0
2	62.0	0	0	240276	9.6875	NaN	Q	0.0
3	27.0	0	0	315154	8.6625	NaN	S	0.0
4	22.0	1	1	3101298	12.2875	NaN	S	1.0
5	14.0	0	0	7538	9.2250	NaN	S	0.0
6	30.0	0	0	330972	7.6292	NaN	Q	1.0
7	26.0	1	1	248738	29.0000	NaN	S	0.0
8	18.0	0	0	2657	7.2292	NaN	C	1.0
9	21.0	2	0	A/4 48871	24.1500	NaN	S	0.0

En total moren 266 passatgers i sobreviuen 152 passatgers

7. Codi: Cal adjuntar el codi, preferiblement en R, amb el que s'ha realitzat la neteja, anàlisi i representació de les dades. Si ho preferiu també podeu treballar en Python.

Tot el codi utilitzat, s'ha adjuntat a mida que s'anava explicant aquesta PRAC. A més, a github s'ha pujat l'arxiu notebook.