I dati del Titanic

Data Mining
CLAMSES - University of Milano-Bicocca

Aldo Solari

Riferimenti bibliografici

Si consiglia la lettura di Varian (2014) Big Data: New Tricks for Econometrics. In particolare

- l'esempio Titanic (sezione Classification and Regression Trees)
- il codice R utilizzato (potete scaricare il dataset nella sezione Additional Materials)

La competizione Kaggle Titanic: Machine Learning from Disaster. In particolare

- Exploring Survival on the Titanic : è un buon tutorial da cui partire
- Tidy TitaRnic : fornisce un buon esempio di EDA
- Titanic using Name only : fornisce un buon esempio di feature engineering

Table of Contents

Problema di classificazione

I dati

Valori mancanti

Analisi esplorativa

Feature engineering

Il contesto della classificazione

Siano $(X, Y) \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y}$ variabili casuali con distribuzione congiunta (ignota), dove

$Y \in \{0, 1\}$ è una variabile risposta binaria

$X = (X_1, \ldots, X_p)^\top$ sono p predittori

Un classificatore è una funzione $\hat{h} : \mathcal{X} \mapsto \{0, 1\}$. L'errore di classificazione di $\hat{h}$ è definito da

$$\mathrm{Err}(\hat{h}) = \mathbb{P}(Y \neq \hat{h}(X))$$

E' possibile mostrare che l'errore di classificazione è minimizzato dal classificatore di Bayes

$$h_{\text{Bayes}}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } \mathbb{P}(Y = 1 | X = x) > 1/2 \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases}$$

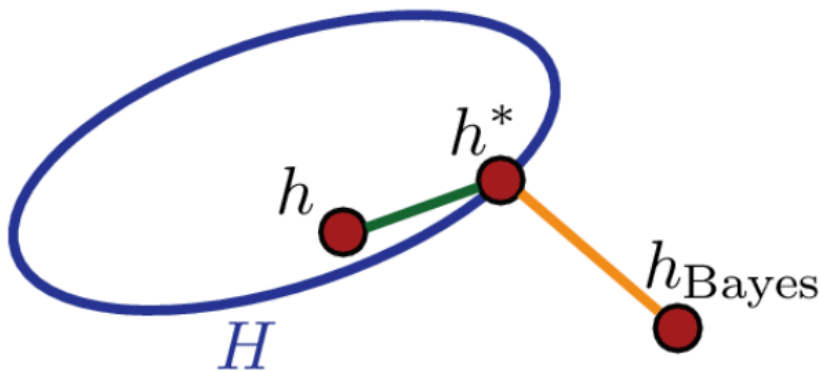
Errore stocastico e di approssimazione

Sia

$$h^* = \arg\min_{h \in \mathcal{H}} \mathrm{Err}(h)$$

dove $\mathcal{H}$ è la classe di classificatori considerata.

L'errore di previsione si può scomporre in *errore stocastico* $\hat{h} - h^*$ ed *errore di approssimazione* $h^* - h_{\mathrm{Bayes}}$



Errore di training e di test

Training set: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \ldots, (x_n, y_n)$

Test set: $(x_1^*, y_1^*), (x_2^*, y_2^*), \ldots, (x_m^*, y_m^*)$

Errore di classificazione (training set)

$$\mathrm{Err}_{\mathrm{Tr}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \mathbb{I}\{y_i \neq \hat{h}(x_i)\}$$

Errore di classificazione (test set)

$$\mathrm{Err}_{\mathrm{Te}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \mathbb{I}\{y_i^* \neq \hat{h}(x_i^*)\}$$

Accuratezza (test set)

$$\mathrm{Acc}_{\mathrm{Te}} = 1 - \mathrm{Err}_{\mathrm{Te}}$$

Table of Contents

Problema di classificazione

I dati

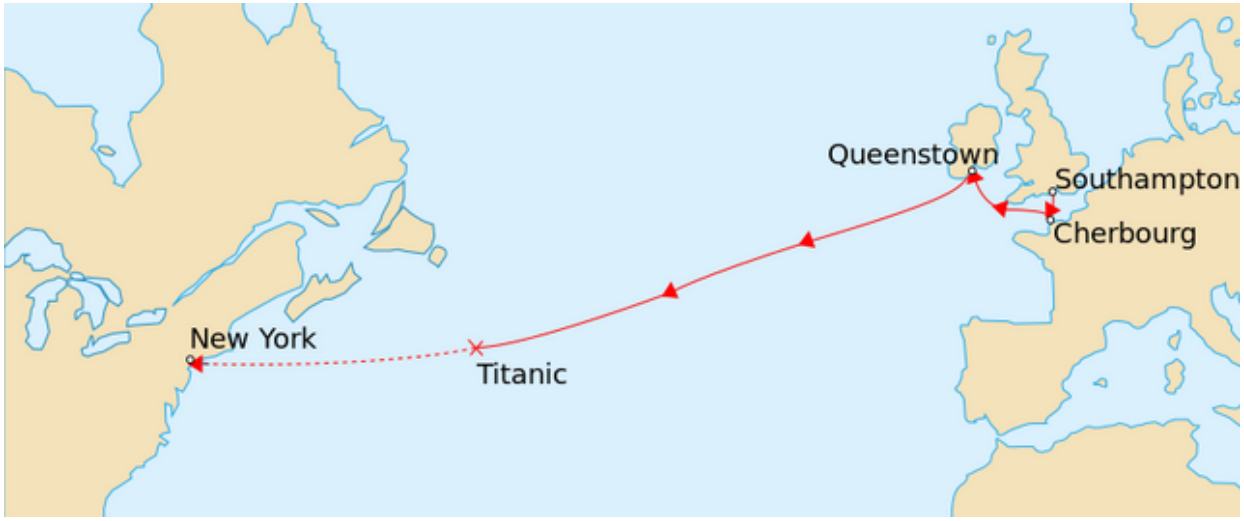
Valori mancanti

Analisi esplorativa

Feature engineering

Il disastro

Il 15 aprile 1912, durante il suo viaggio inaugurale, il Titanic affondò dopo essersi scontrato con un iceberg, causando la morte di 1502 persone (su 2224 tra passeggeri ed equipaggio)



Training set di $n = 891$ passeggeri, sui quali sono state misurate 10 variabili (predittori)

L'obiettivo è prevedere la sorte (1 = sopravissuto, 0 = deceduto) di $m = 418$ passeggeri del test set

```
$ pclass  : int  3 1 3 1 3 3 1 3 3 2 ...
$ survived: int  0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 ...
$ name    : chr  "Braund, Mr. Owen Harris" "Cumings, Mrs.
$ sex     : chr  "male" "female" "female" "female" ...
$ age     : num  22 38 26 35 35 NA 54 2 27 14 ...
$ sibsp   : int  1 1 0 1 0 0 0 3 0 1 ...
$ parch   : int  0 0 0 0 0 0 0 1 2 0 ...
$ ticket  : chr  "A/5 21171" "PC 17599" "STON/O2. 3101282"
$ fare    : num  7.25 71.28 7.92 53.1 8.05 ...
$ cabin   : chr  "" "C85" "" "C123" ...
$ embarked: chr  "S" "C" "S" "S" ...
```

Si veda questo file di informazioni sulle variabili

Table of Contents

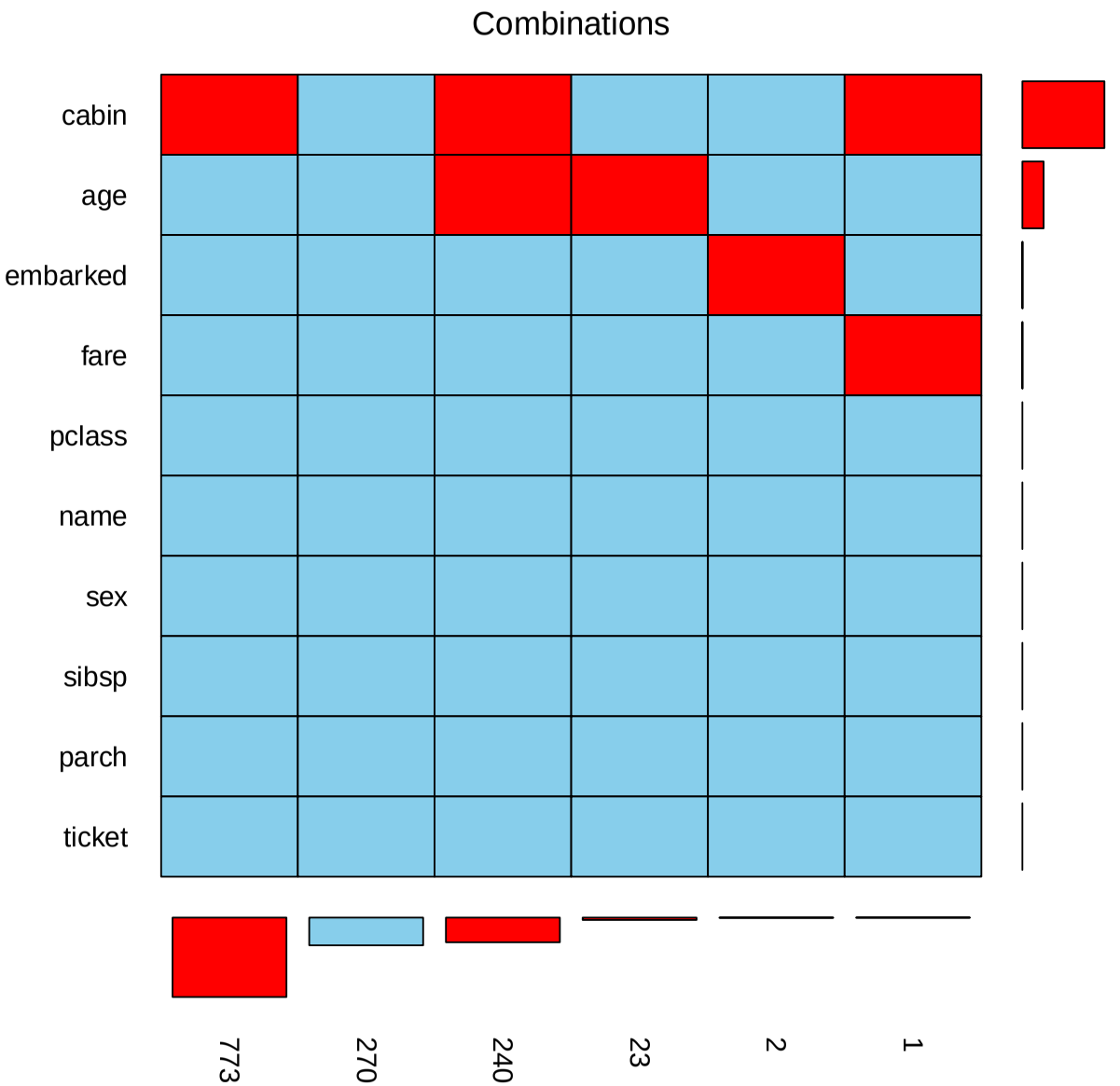
Problema di classificazione

I dati

Valori mancanti

Analisi esplorativa

Feature engineering


Combinations
cabin
age
embarked
fare
pclass
name
sex
sibsp
parch
ticket
773
270
240
23
2
1

Tariffa (fare)

```
     pclass survived                 name
1282      3     <NA> Storey, Mr. Thomas

      sex  age sibsp parch ticket fare
1282 male 60.5     0     0   3701   NA

     cabin embarked survived01
1282  <NA>        S          NA
```

Sostituzione del valore mancante

	pclass	embarked	fare
1	1	C	76.7292
2	2	C	15.3146
3	3	C	7.8958
4	1	Q	90.0000
5	2	Q	12.3500
6	3	Q	7.7500
7	1	S	52.0000
8	2	S	15.3750
9	3	S	8.0500

Porto di imbarcazione (embarked)

```
    pclass survived
62       1    Alive
830      1    Alive

                                                name
62                             Icard, Miss. Amelie
830 Stone, Mrs. George Nelson (Martha Evelyn)

       sex age sibsp parch ticket fare
62  female  38     0     0 113572   80
830 female  62     0     0 113572   80

    cabin embarked survived01
62    B28     <NA>           1
830   B28     <NA>           1
```

Table of Contents

Problema di classificazione

I dati

Valori mancanti

Analisi esplorativa

Feature engineering

Modello nullo

Training set: il 38.38% dei passeggeri è sopravvissuto

Il modello nullo utilizza solo y e prevede tutti i passeggeri del test set nella classe ”non sopravvissuto”

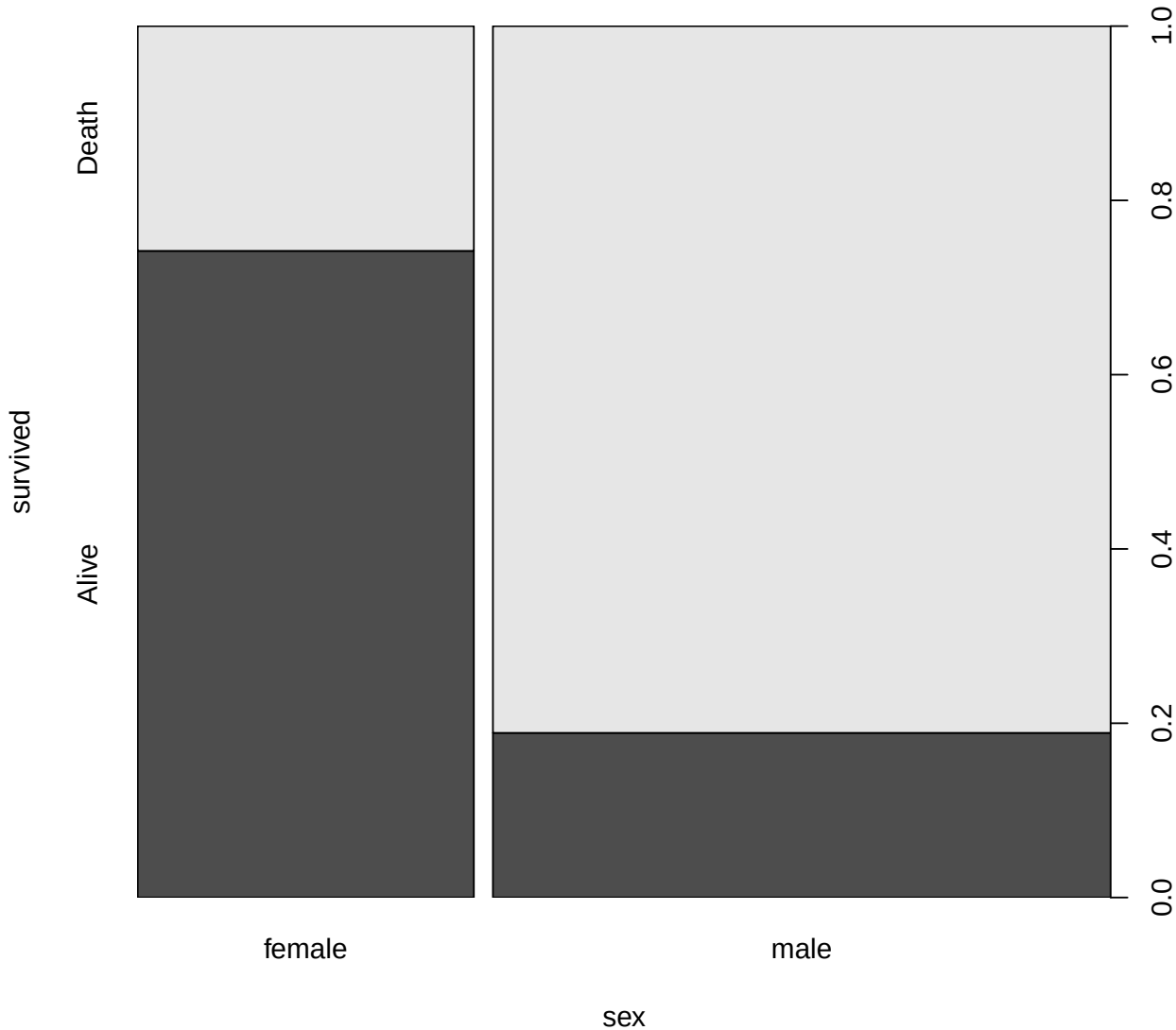
Accuratezza delle previsioni sul test set : 62.2%

Tabella di confusione :

	Death	Alive
Death	260	158

Genere (sex)

Prima le donne?



Modello con solo il genere

Questo modello classifica i passeggeri del test set in funzione del sesso: se donna, sopravvissuta, se uomo, deceduto.

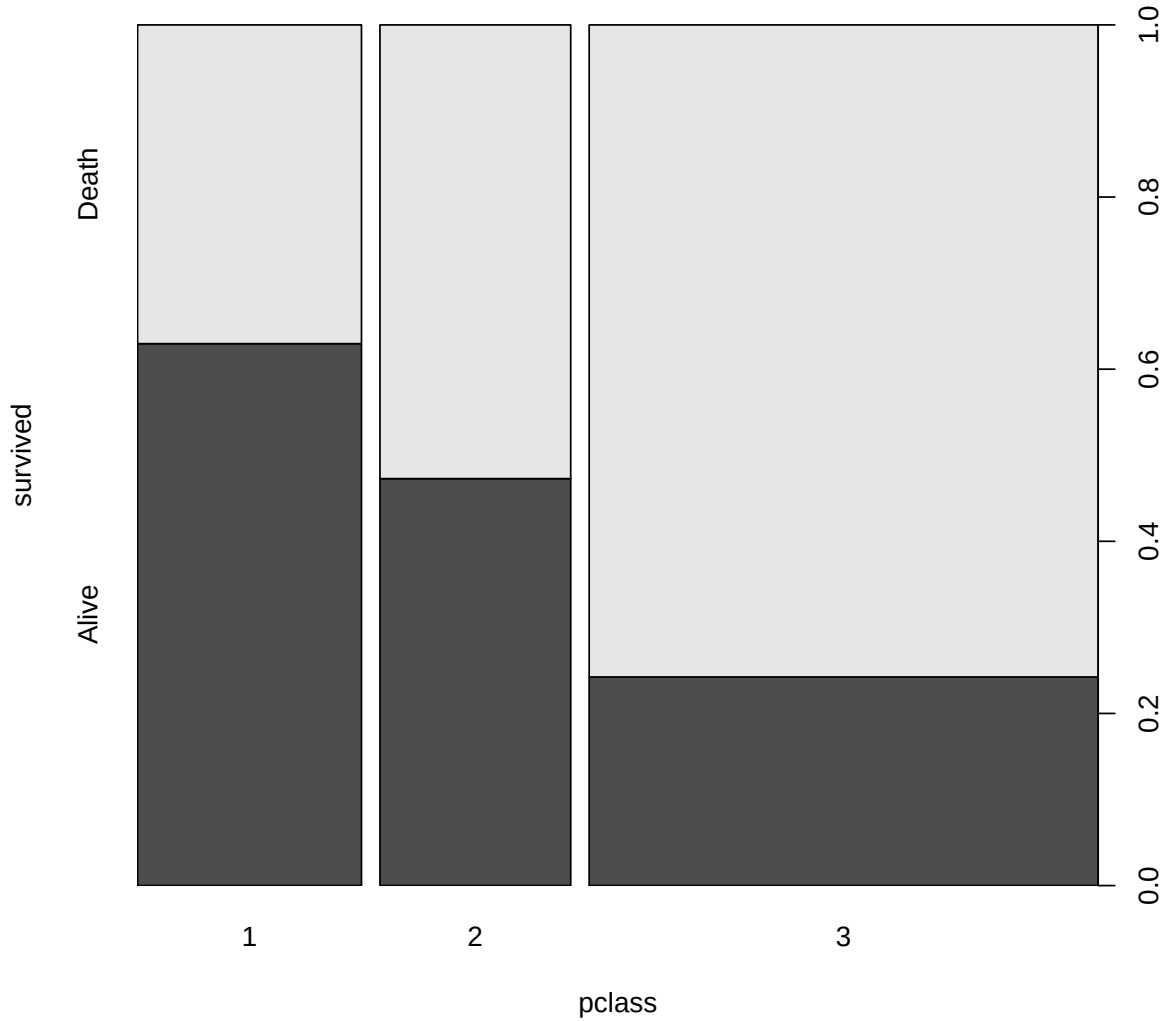
Tabella di confusione :

	Death	Alive
Alive	46	106
Death	214	52

Accuratezza : 76.5%

Classe (pclass)

I passeggeri che viaggiavano in prima classe hanno avuto maggiore probabilità di sopravvivenza?



Modello con solo la classe

Questo modello classifica i passeggeri del test set in funzione della classe: se prima, sopravvissuto, se seconda o terza, deceduto.

Tabella di confusione :

	Death	Alive
Alive	43	64
Death	217	94

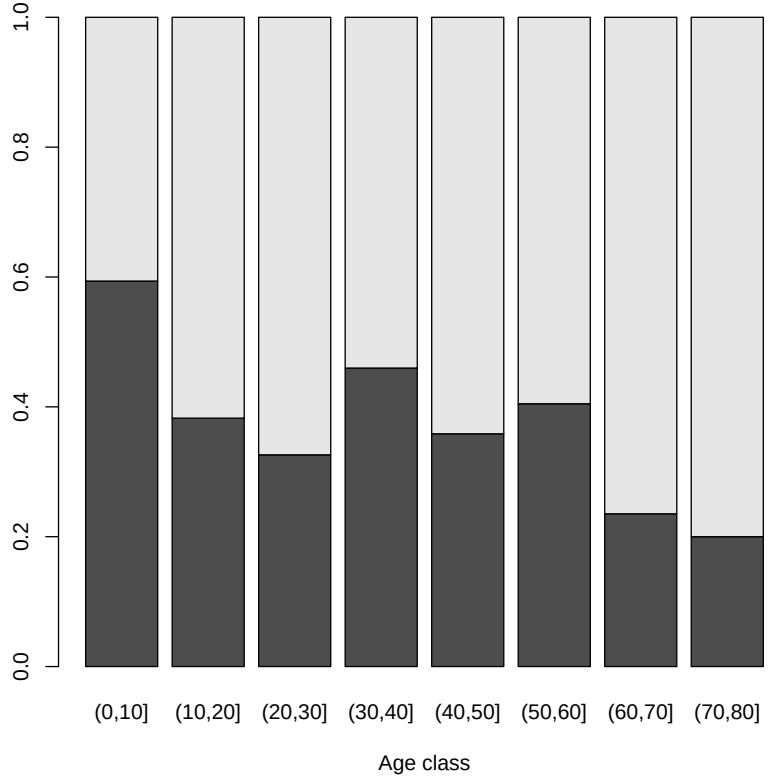
Accuratezza : 67.2%

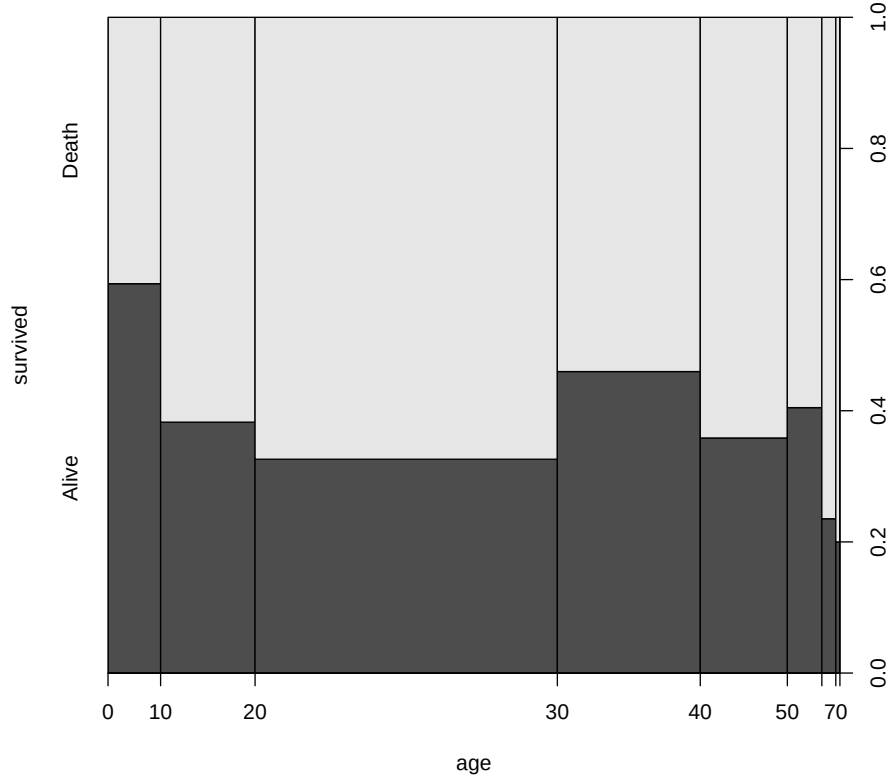
Età (age)

Prima i bambini? Qual è la relazione tra età e sopravvivenza?

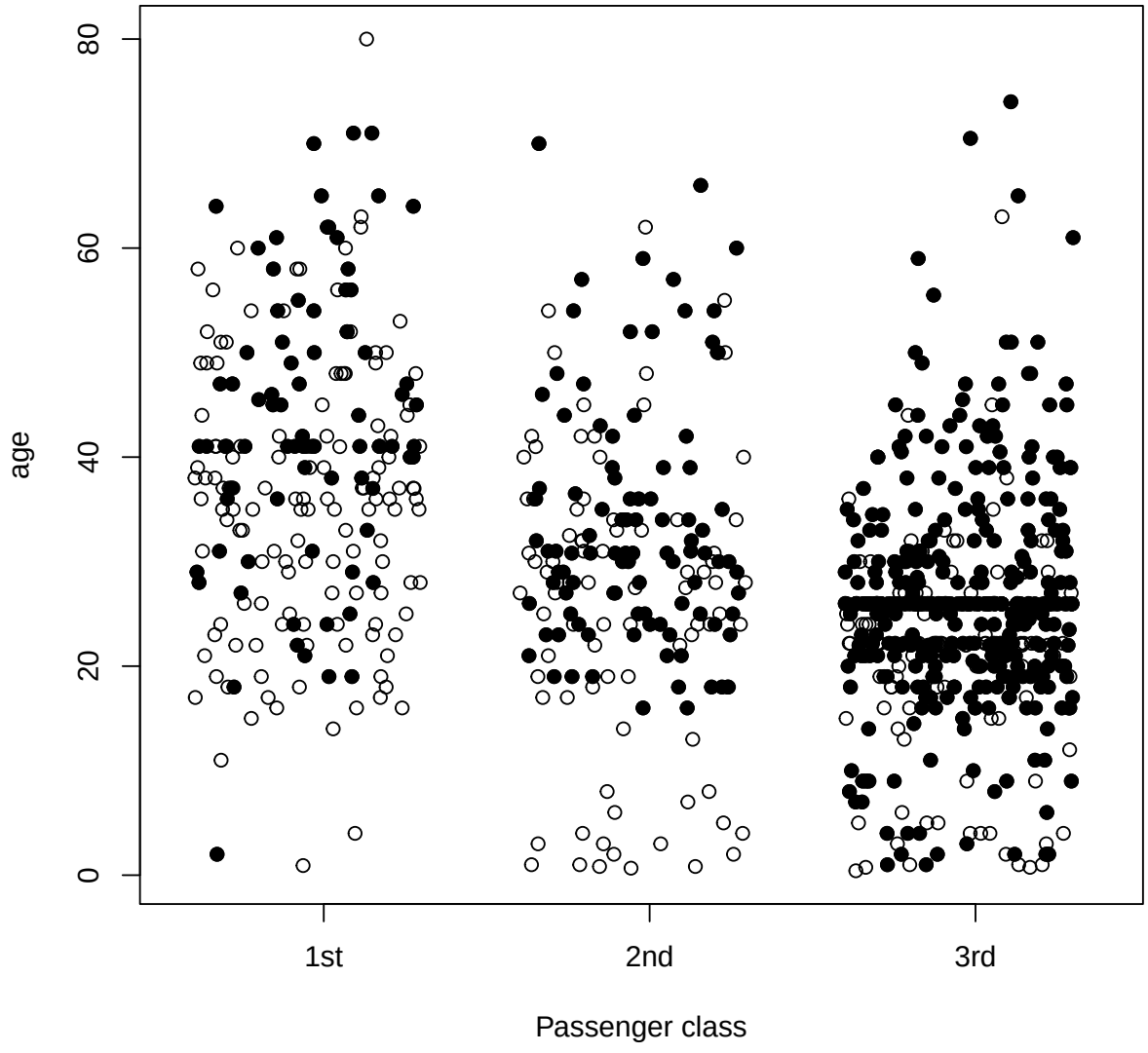
```
glm(survived ~ age, train, family="binomial")
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(>|z|)
(Intercept)	-0.19	0.17	-1.16	0.25
age	-0.01	0.01	-1.83	0.07

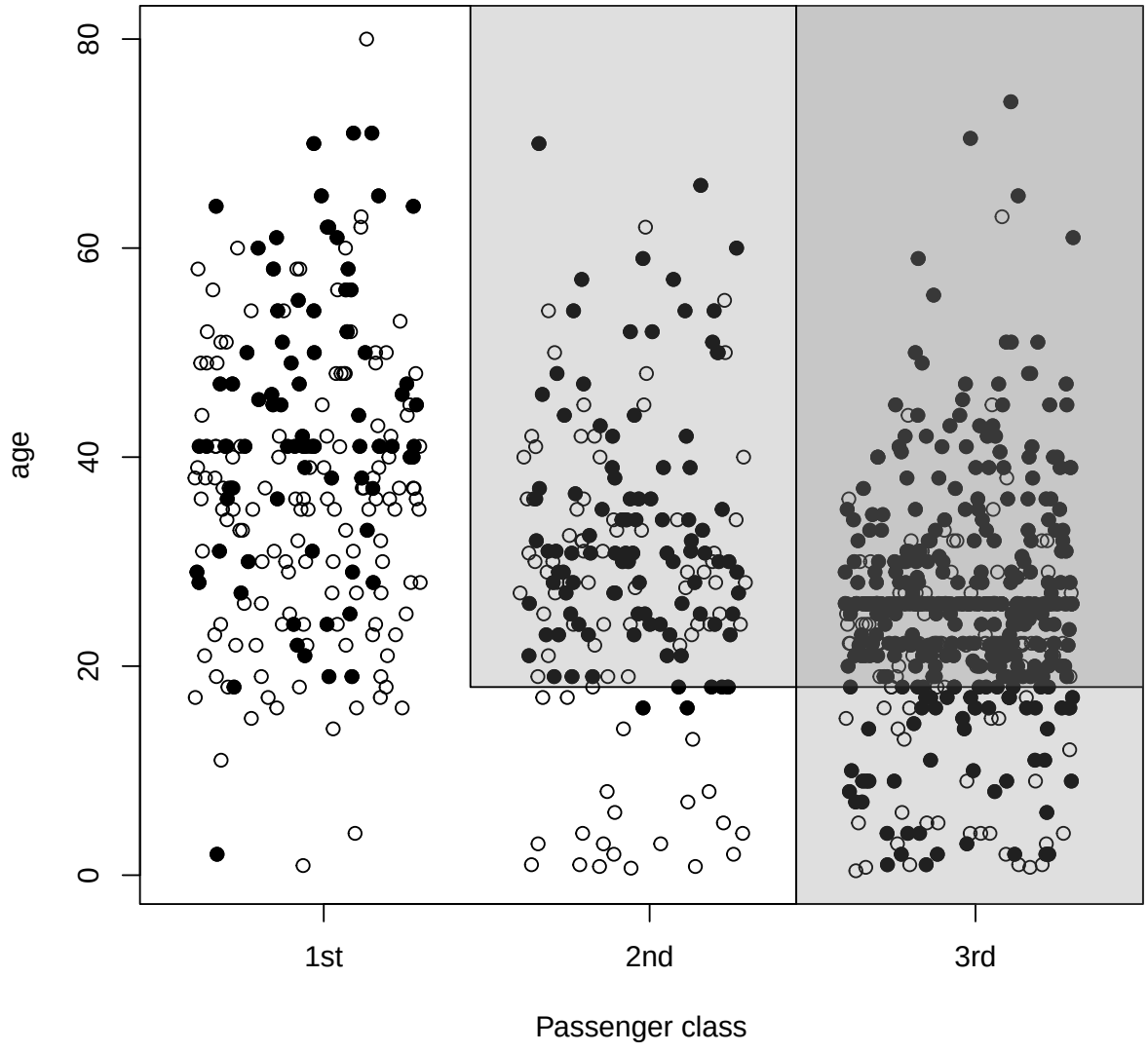

0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
(0,10]
(10,20]
(20,30]
(30,40]
(40,50]
(50,60]
(60,70]
(70,80]
Age class


survived
Death
Alive
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
0
10
20
30
40
50
70
age

Età e classe

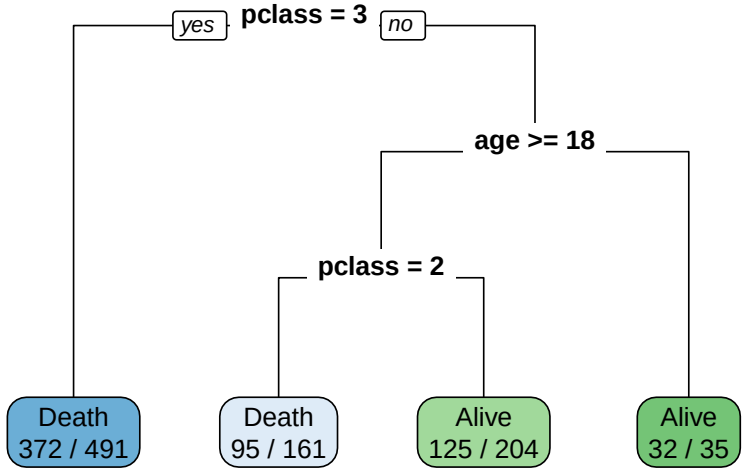


Albero di classificazione



Regola decisionale

Status	Pr(Death)	Prediction
Class 3	76%	Death
Class 1-2, younger than 18	9%	Alive
Class 2, older than 18	56%	Death
Class 1, older than 18	39%	Alive



Albero di classificazione con età e classe

Tabella di confusione :

	Death	Alive
Death	215	86
Alive	45	72

Accuratezza : 68.6%

Modello logistico

Predictors	Acc.Tr	Acc.Te
1	61.6%	62.2%
age	61.6%	62.2%
pclass	67.9%	67.2%
sex	78.7%	76.6%
age + pclass	69.1%	65.3%
age + sex	78.7%	76.6%
pclass + sex	78.7%	76.5%
age + pclass + sex	79.5%	75.6%

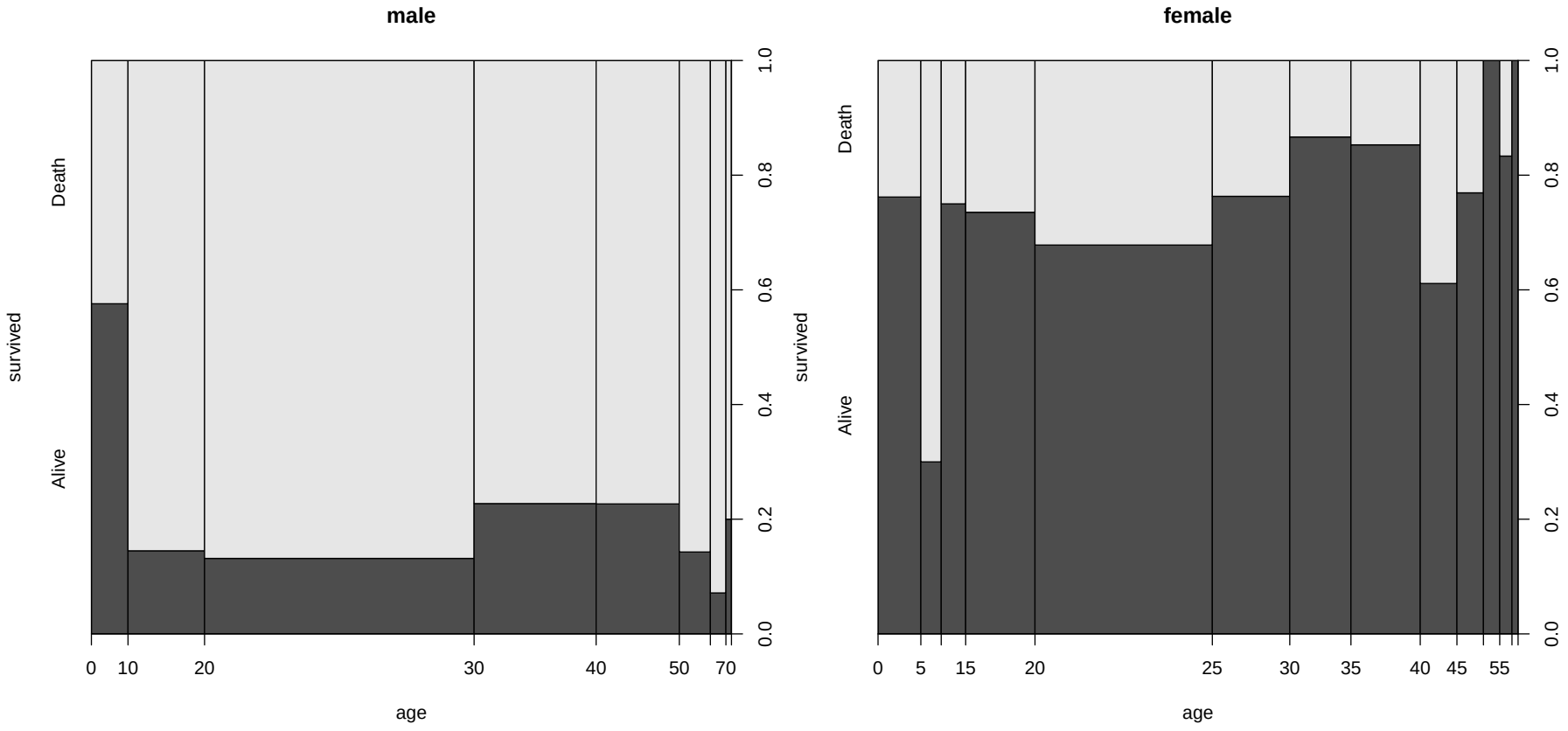
Come migliorare il modello gender-only?

Per migliorare il modello sex-only, dobbiamo capire

- quali maschi sopravvivono
- quali femmine muoiono

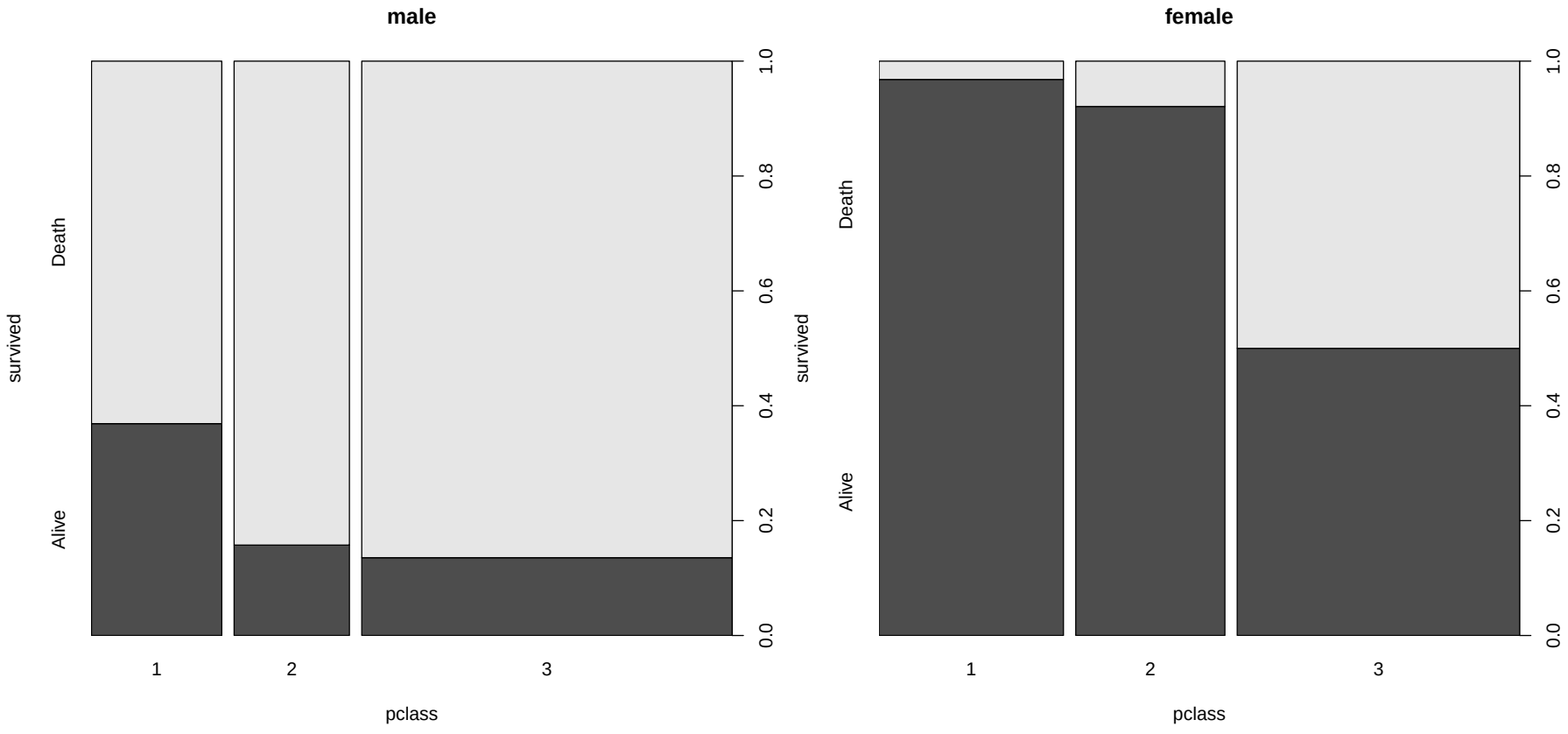
Età e genere

Molti maschi sopravvissuti sono tra i giovani



Classe e genere

La maggior parte delle femmine che muoiono viaggiano in terza classe



```
# 21/40 maschi sotto i 16 anni sopravvivono
table(train$survived[train$sex=='male' & train$age<16])
Death Alive
   19    21

# 72/144 femmine che viaggiano in III classe non sopravviv
table(train$survived[train$sex=='female'&train$pclass==3])
Death Alive
   72    72
```

Table of Contents

Problema di classificazione

I dati

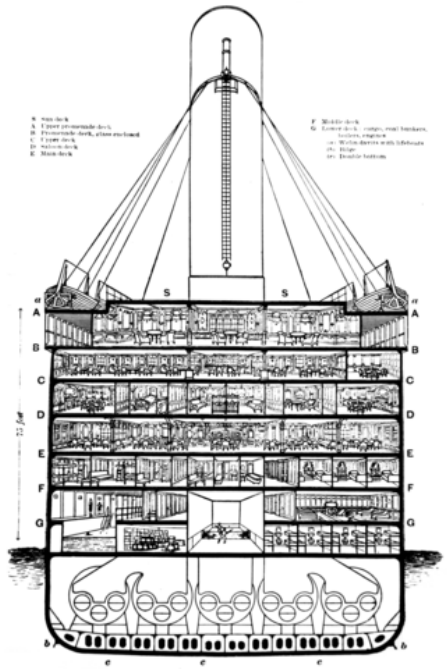
Valori mancanti

Analisi esplorativa

Feature engineering

Cabina

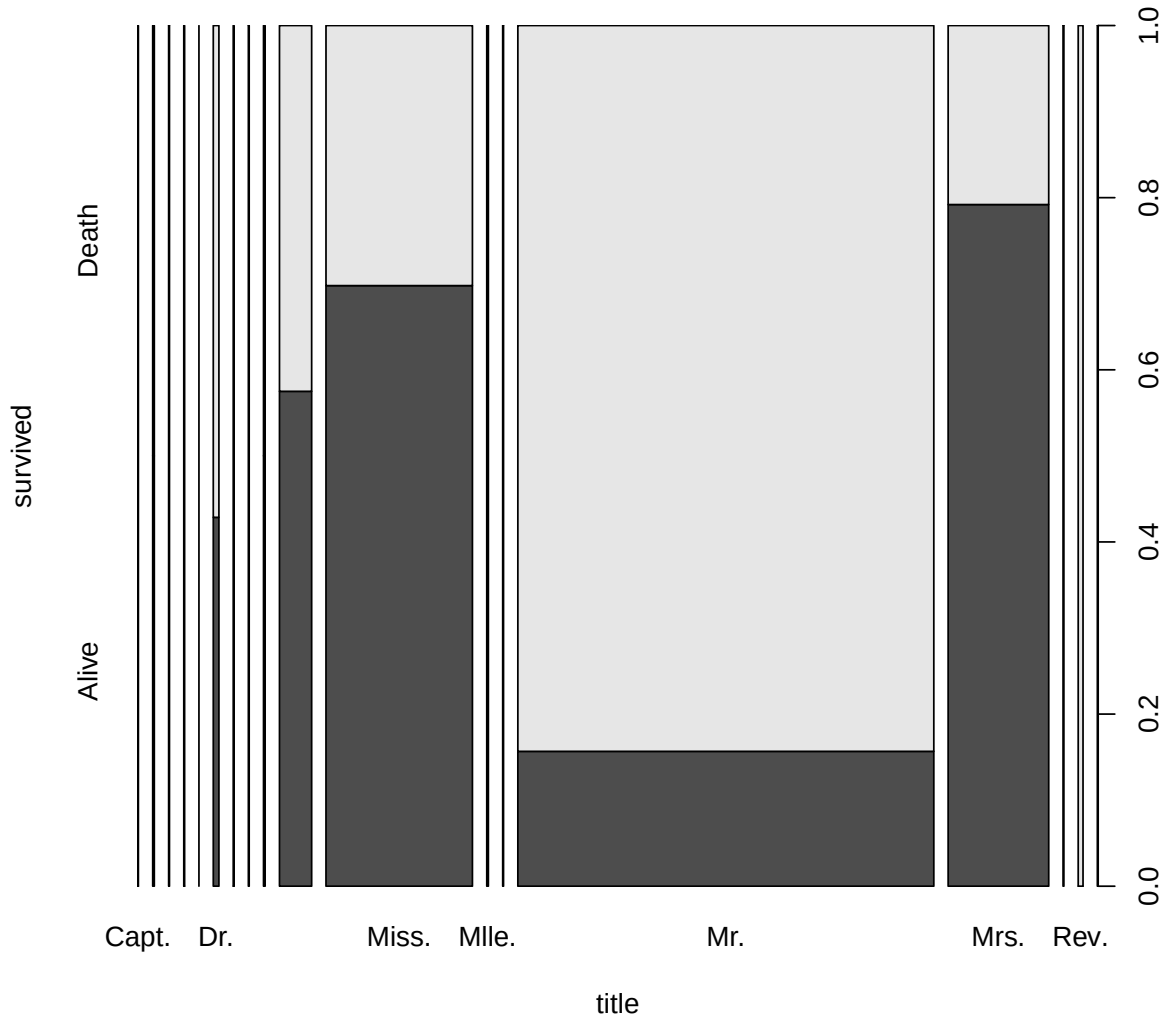
```
# the first character of cabin is the deck
table(substr(combi$cabin, 1, 1))
```



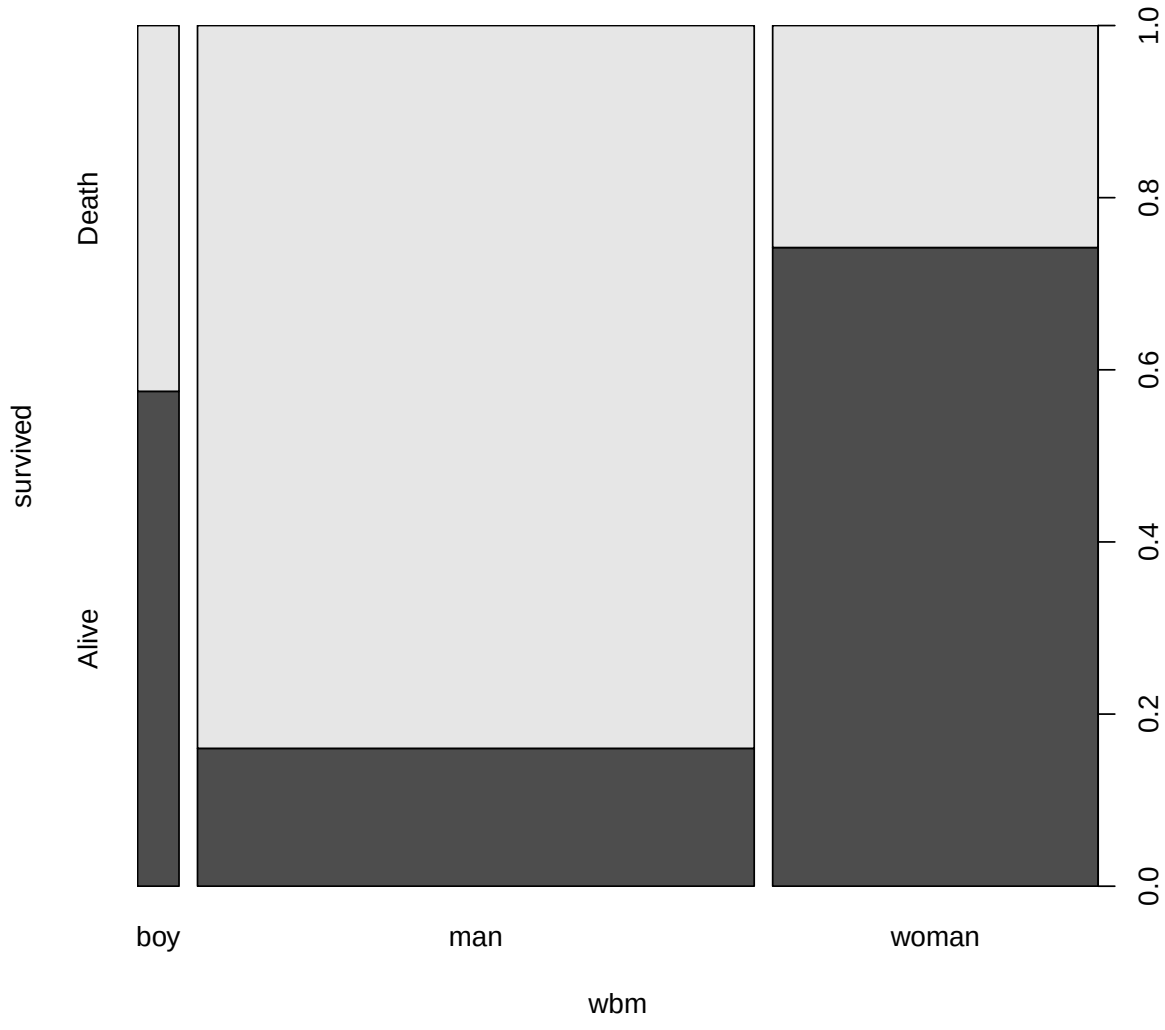
Titolo

```
combi$name[1]
"Braund, Mr. Owen Harris"

table(combi$title)

    Capt.       Col. Countess.
        1          4         1
     Don.      Dona.        Dr.
        1          1         8
Jonkheer.      Lady.    Major.
        1          1         2
  Master.      Miss.     Mlle.
       61        260         2
     Mme.        Mr.      Mrs.
        1        757       197
      Ms.       Rev.      Sir.
        2          8         1
```

Titolo


survived
Death
Alive
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Capt.
Dr.
Miss.
Mlle.
Mr.
Mrs.
Rev.
title

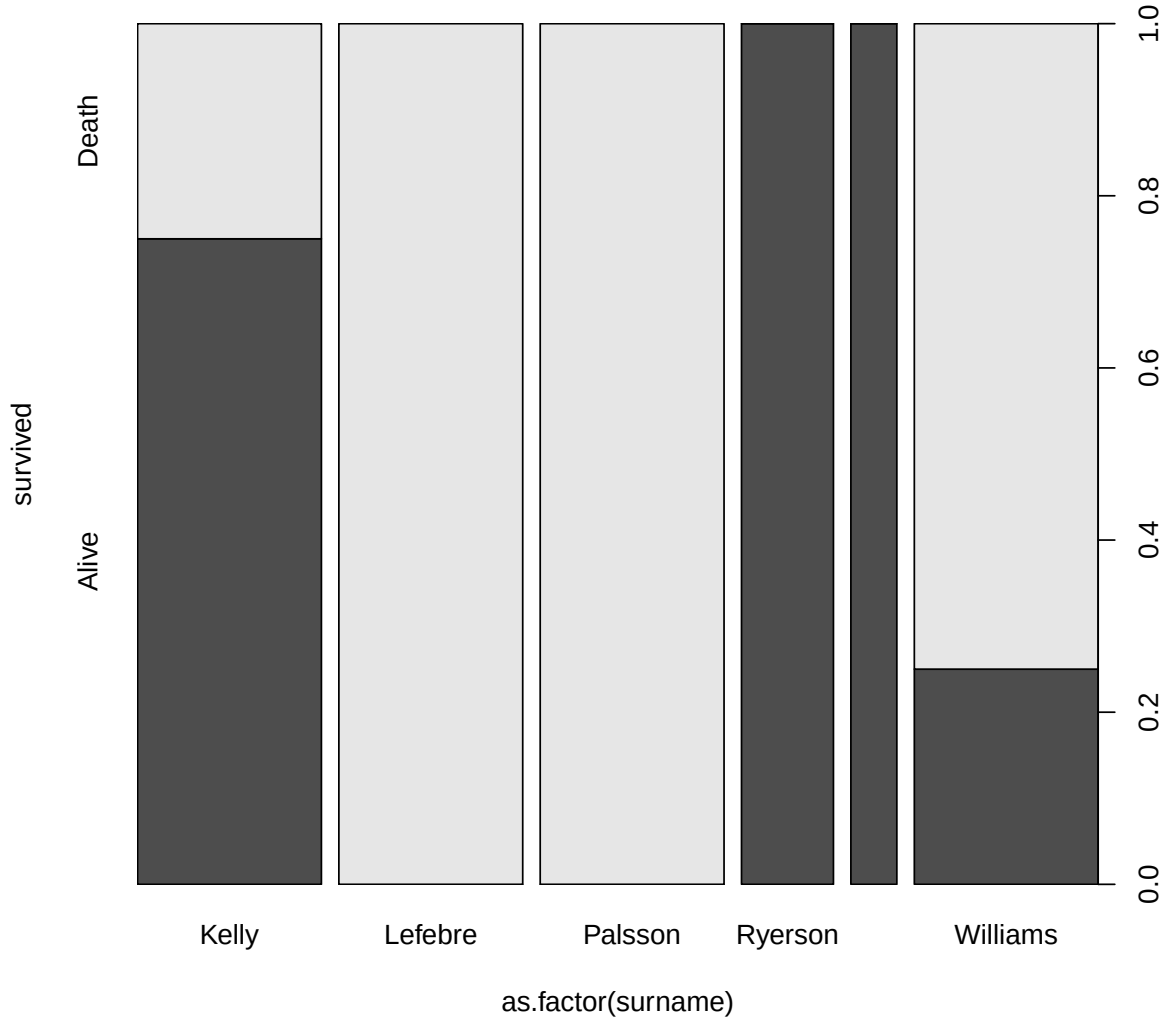
Uomo, ragazzo e donna



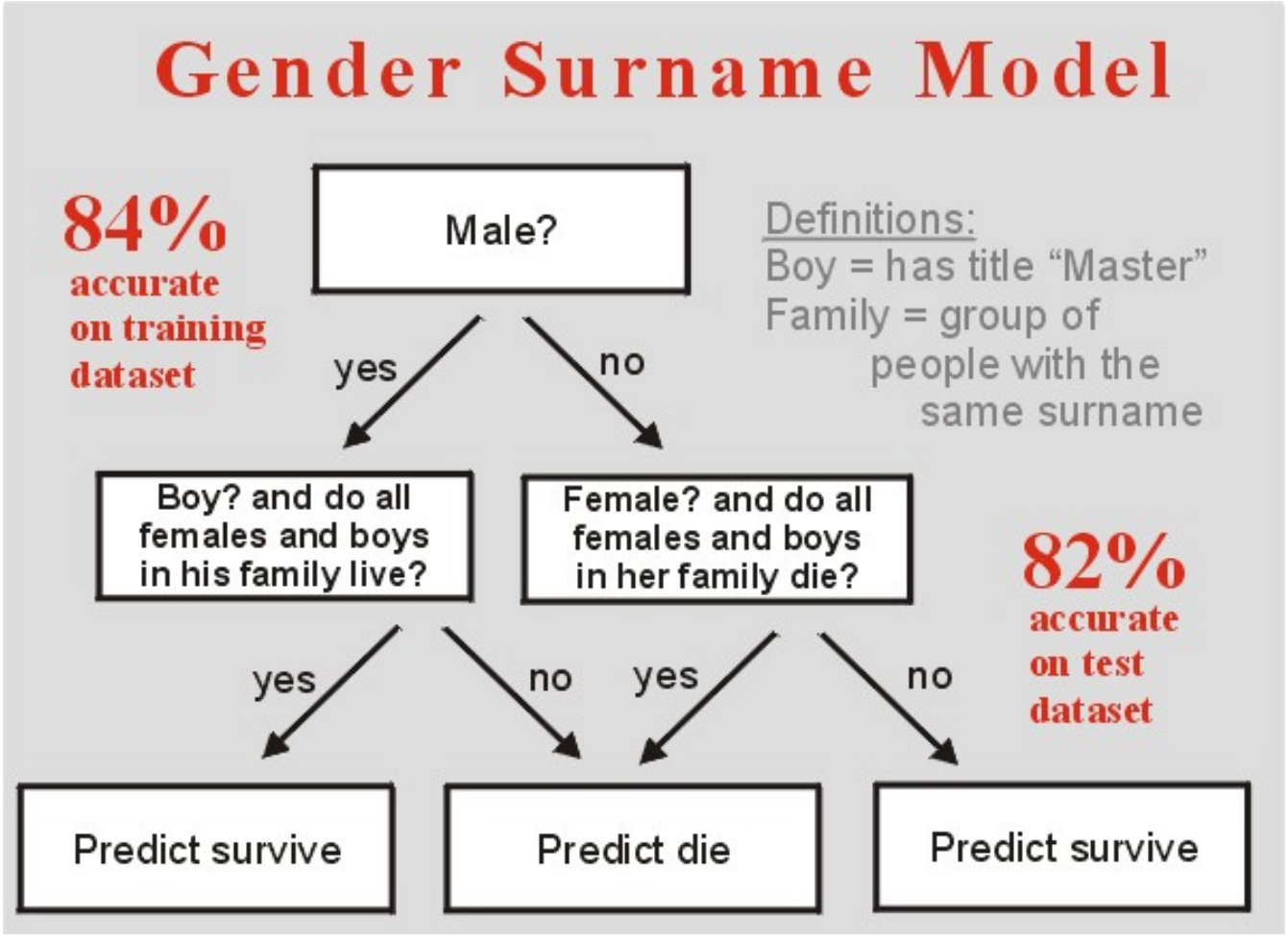
Distribuzione di frequenza dei cognomi

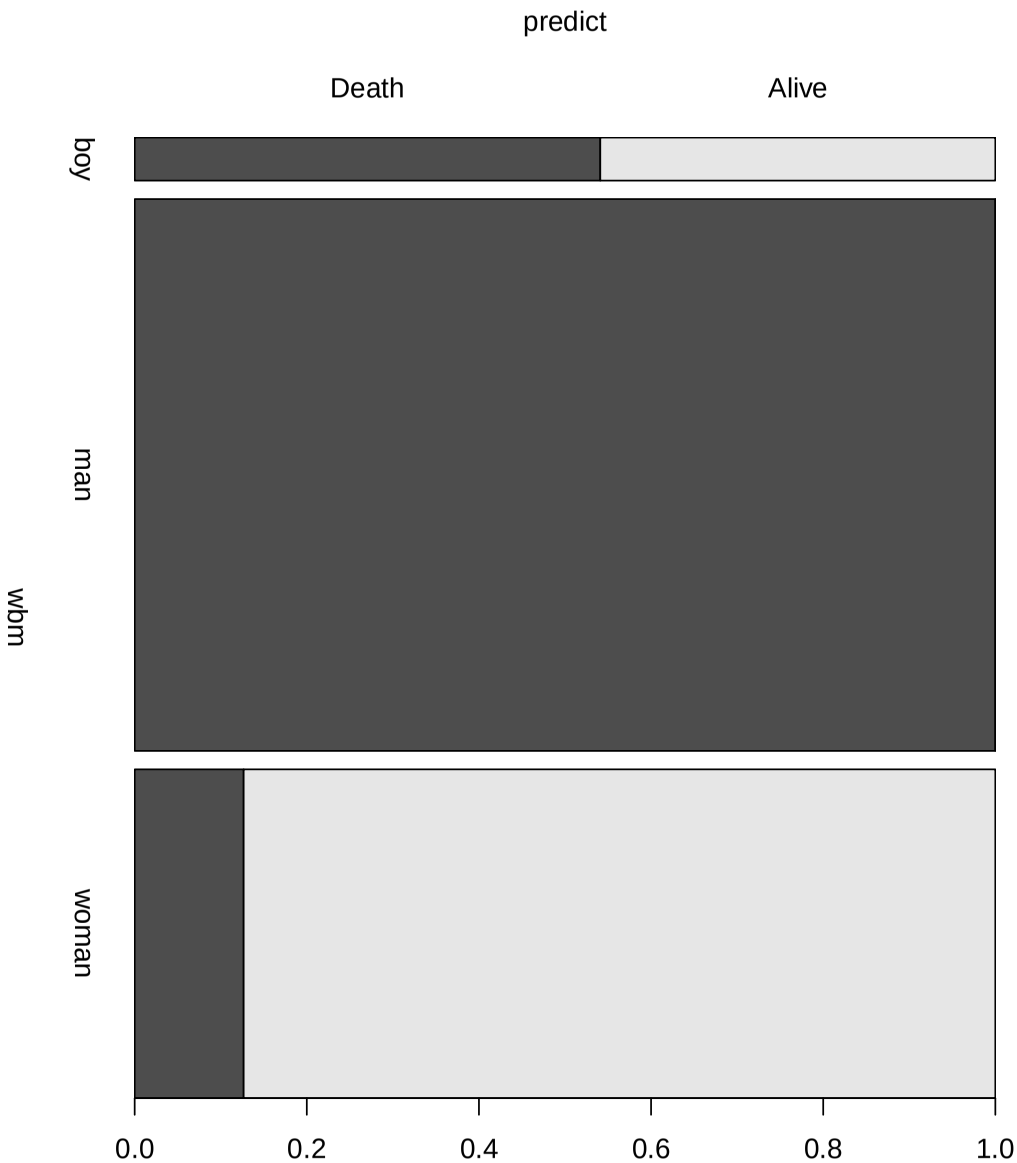
```
# famiglie con almeno 5 componenti
table(combi$surname[combi$surnameFreq>4])
```

```
Andersson   Asplund     Brown
       11         8         6
   Carter    Davies      Ford
        6         7         6
  Fortune   Goodwin   Johnson
        6         8         6
    Kelly   Lefebre   Palsson
        5         5         5
   Panula      Rice   Ryerson
        6         6         5
     Sage     Skoog     Smith
       11         6         6
   Thomas  Williams
        5         5
```


survived
Death
Alive
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Kelly
Lefebre
Palsson
Ryerson
Williams
as.factor(surname)

Modello Gender Surname




predict
Death
Alive
wbm
boy
man
woman
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0

Modello Gender Surname

Training set - tabella di confusione :

	Death	Alive
Alive	31	253
Death	518	89

Training set - Accuratezza : 86.5%

Test set - tabella di confusione :

	Death	Alive
Alive	38	113
Death	222	45

Test set - Accuratezza : 80.1%

Confronto tra modelli

Model	Acc.Tr	Acc.Te
All-dead	61.6%	62.2%
Gender-only	78.7%	76.6%
Gender surname	85.5%	80.1%