Classificazione dei Supercomputer

Progetto per il corso di Statistica del Prof. Marco Romito

Rambod Rahmani

Corso di Laurea Magistrale in
Artificial Intelligence and Data Engineering

13 Dicembre 2020

Indice

1 Introduzione

Lo scopo della presente analisi è quello di costruire un modello di classificazione per poter determinare il segmento di mercato di appartenenza di una Supercomputer a partire dalle specifiche delle sue caratteristiche hardware e dalle prestazioni ottenute nei principali benchmarks utilizzati in questo settore. A partire dalla tabella dei dati, tramite l'utilizzo di R, a seguito di una preliminare analisi delle componenti principali, sono stati valutati un modello di classificazione mediante analisi discriminante lineare, uno mediante analisi discriminante quadratica e uno di classificazione con la regressione logistica.

Per quanto riguarda il contesto applicativo ipotizzato, possiamo immaginarci che un tale modello di classificazione possa essere utilizzato, al momento dell'installazione di un nuovo Supercomputer, per individuare la fascia di mercato più idonea in base alle sue prestazioni.

2 Dati

La tabella dei dati è stata scaricata dal sito dell'organizzazione **TOP500**. La TOP500 mantiene una graduatoria, ordinata secondo le loro prestazioni, dei Supercomputer attualmente installati e in funzione. Tale graduatoria viene aggiornata con cadenza semestrale.
Link di download diretto: https://www.top500.org/lists/top500/2020/11/download/TOP500_202011.xlsx

Credenziali di accesso:

Login: rambodrahmani@yahoo.it
Password: GCgFH6yuZYFMeCr

2.1 Contenuto della tabella

La tabella dei dati contiene 37 colonne per un totale di 500 osservazioni. Per la presente analisi ho utilizzato le seguenti colonne: **Site**, **Manufacturer**, **Country**, **Year**, **Segment**, **TotalCores**, **Rmax**, **Rpeak**, **Nmax**, **HPCG**, **Architecture**, **Processor**, **ProcessorTechnology**, **ProcessorSpeed**, **OperatingSystem**, **CoProcessor**, **CoresPerSocket**, **ProcessorGeneration**, **SystemModel**, **SystemFamily**, **InterconnectFamily**, **Interconnect**, **Continent**. Molti di questi fattori sono di tipo categorico, quindi sono stati convertiti in numerici per non perdere l'informazione in essi contenuta. A parte le colonne di significato ovvio, penso sia doveroso fornire maggiori informazioni riguardo i seguenti fattori:

- **Rmax [TFlop/s]**: massime prestazioni raggiunte nel benchmark LINPACK;
- **Rpeak [TFlop/s]**: massime prestazioni teoriche;
- **Nmax**: dimensione del problema sul quale è stato raggiunto il punteggio Rmax.
- **HPCG [TFlop/s]**: massime prestazioni raggiunte nel benchmark HPCG (High Performance Conjugate Gradient);

2.2 Importazione e pulizia

Sui dati, non è stata effettuata alcuna operazione precedente la loro importazione in R. Il file originale, in formato `.xlsx`, è stato però convertito in `.csv` per facilitare l'importazione. Prima di iniziare l'analisi, ho rimosso le colonne che ritengo non influenzino la classificazione del segmento di mercato di un Supercomputer oppure con valore costante per tutte le osservazioni (Rank TOP500, "Name", "Computer", "Power.Source", "OS.Family", ecc...), mentre come fattore di uscita per la classificazione è stato utilizzato il valore della colonna "**Segment**".

```
> with(data, table(Segment))
Segment
  Academic Government   Industry     Others   Research     Vendor
        67         34        273         14        103          9
```

Nelle colonne che ho scelto, ho rilevato 351 valori mancanti in "Accelerator/Co-Processor Cores", 426 in "HPCG [TFlop/s]" e 488 in "Nhalf". Dato che il numero di valori mancanti è elevato rispetto al totale delle 500 osservazioni, le suddette colonne sono state eliminate.

3 Analisi

Subito dopo l'importazione e la pulizia dei dati, sono state effettuate due preliminari classificazioni ottenendo i seguenti risultati:

- **Analisi Discriminante Lineare**: una accuratezza non soddisfacente del 73.33%

```
Confusion Matrix and Statistics

              Reference
Prediction     Academic  Government  Industry  Others  Research  Vendor
  Academic           42           2         8       0        22       2
  Government          4          16         1       0         2       0
  Industry            5           6       245      11        17       0
  Others              0           0         7       2         1       0
  Research           15          10         8       1        53       1
  Vendor              1           0         4       0         4       5

Overall Statistics
               Accuracy : 0.7333
```

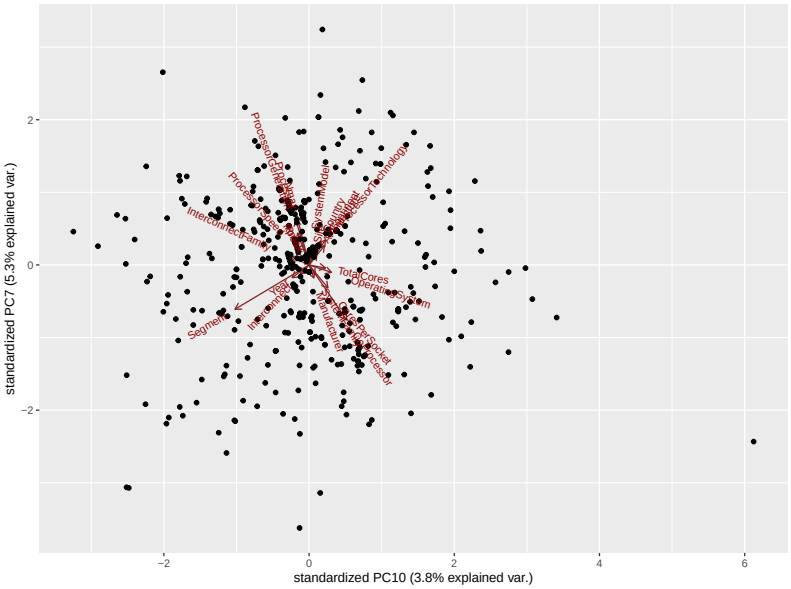
- **Analisi Discriminante Quadratica**: stiamo utilizzando 22 fattori con un numero di osservazioni pari a 495

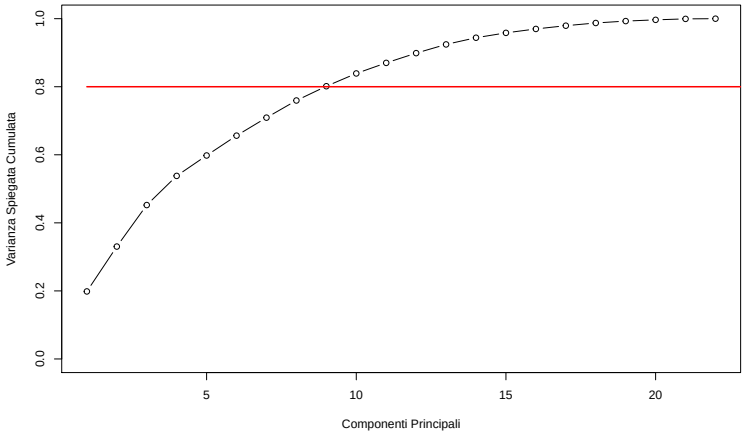
```
Error in qda.default(x, grouping, ...) :
  some group is too small for 'qda'
```

Una analisi delle componenti principali per ridurre la dimensione del problema si rivela quindi inevitabile.

3.1 Preliminare analisi delle Componenti Principali

Una prima analisi delle componenti principali, **non prendendo in considerazione la classe delle osservazioni**, nonostante ci permetta di ridurre il numero di fattori presi in considerazione, **porta a risultati persino peggiori**: l'accuratezza della classificazione per mezzo di LDA scende al 68%. Ho quindi valutato un secondo modello di PCA dove ho preso in considerazione anche la classe delle osservazioni.



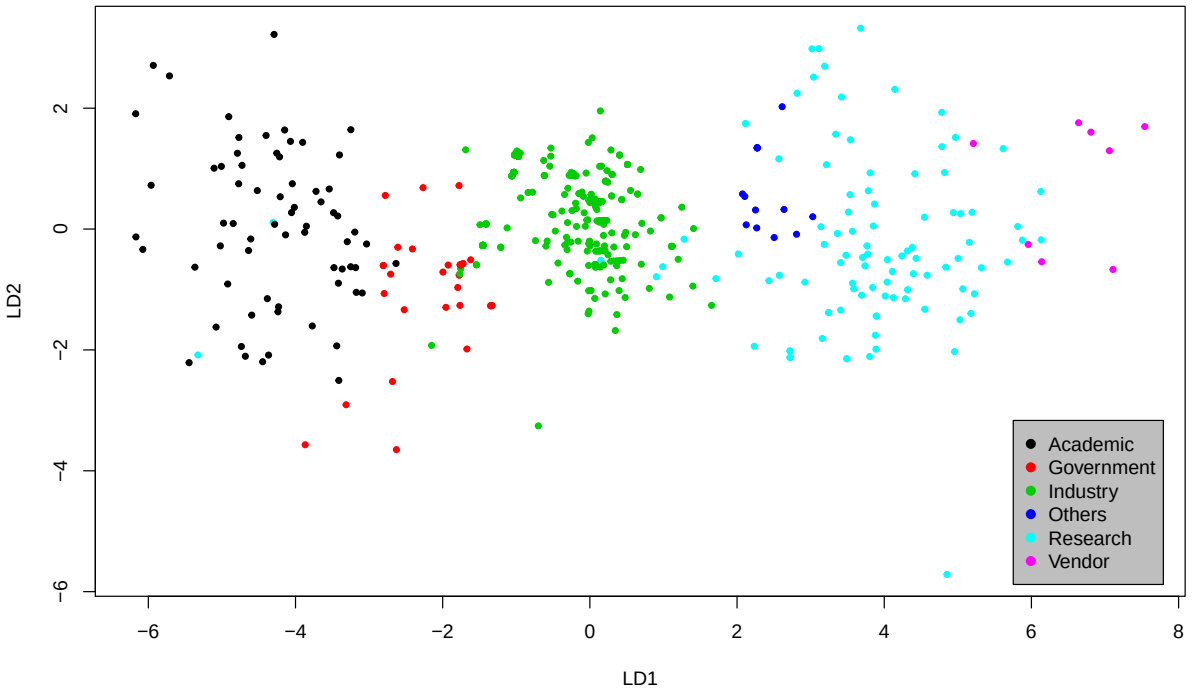


Nonostante non si tratti certamente un problema che potremmo definire "passibile di riduzione", possiamo notare che con un numero di fattori pari a 10 catturiamo circa l'85% della struttura. Meno della metà quindi del numero di fattori iniziali. È certamente un miglioramento. Ho identificato le componenti principali che meglio catturavano la varianza del fattore originario "Segment" analizzando gli allineamenti nel **biplot** e i coefficienti della **matrice dei loading**. Con questo nuovo insieme di fattori, **la dimensione di analisi del problema è diminuita dall'iniziale** 22 **a** 5. Sono quindi stati valutati a questo punto un modello di classificazione per mezzo di Analisi Discriminante Lineare, uno di classificazione per mezzo di Analisi Discriminante Quadratica e uno di classificazione per mezzo di Regressione Logistica. I risultati ottenuti sono esposti nelle sezioni a seguire.

3.2 Classificazione per mezzo di Analisi Discriminante Lineare

Sono stati utilizzati 5 fattori ottenendo un'accuratezza media dell'85.55% e una deviazione standard del 6.57%. Per ottenere risultati statisticamente significativi l'esperimento è stato ripetuto 30. Notiamo quindi un netto miglioramento rispetto all'analisi preliminare precedente la PCA.

Classificazione Multiclasse tramite Analisi Driscriminante Lineare

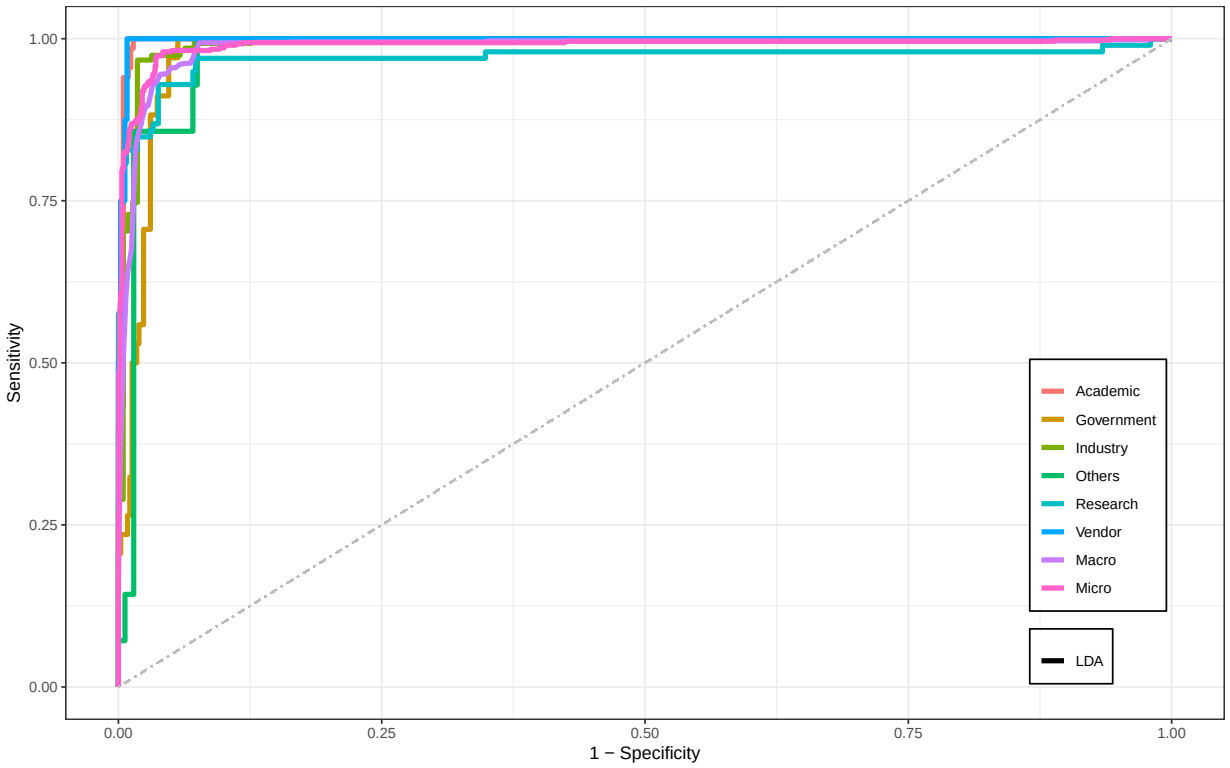


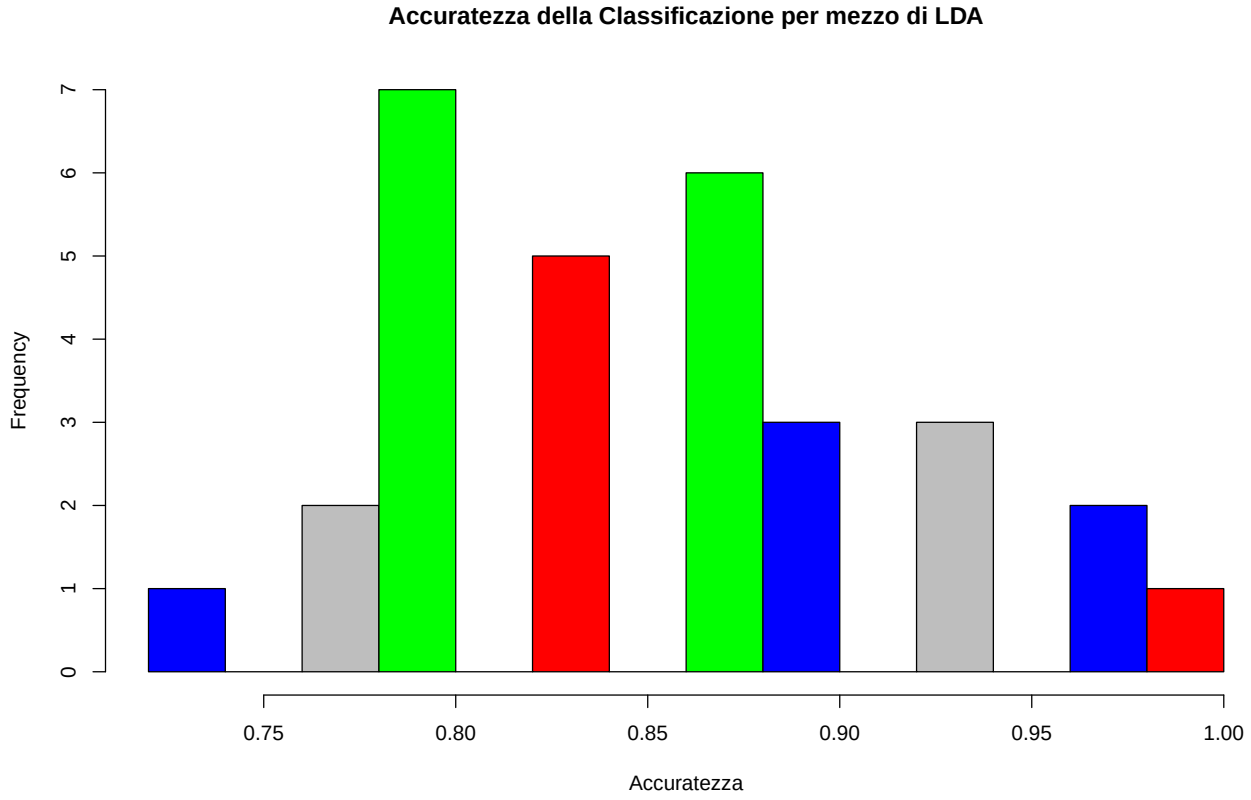

```
> confusionMatrix(as.factor(lda.values$class), as.factor(Segments))
Confusion Matrix and Statistics

                Reference
Prediction       Academic Government Industry Others Research Vendor
  Academic             65          4        0      0        2      0
  Government            2          9        2      0        0      0
  Industry              0         21      271      0        6      0
  Others                0          0        0      8        6      0
  Research              0          0        0      6       82      1
  Vendor                0          0        0      0        3      7

Overall Statistics
               Accuracy : 0.8929
```

Curva ROC Classificazione Multiclasse tramite Analisi Driscriminante Lineare





3.3 Classificazione per mezzo di Analisi Discriminante Quadratica

Nell'analisi preliminare precedente alla PCA, non era stato possibile in alcun modo costruire un modello di Classificazione Multiclasse per mezzo di Analisi Discriminanete Quadratica dato che il numero di fattori era eccessivo rispetto al numero totale di osservazioni, e a causa di collinearità tra i fattori che rendevono la matrice di Covarianza associata alla tabella singolare, non invertibile.

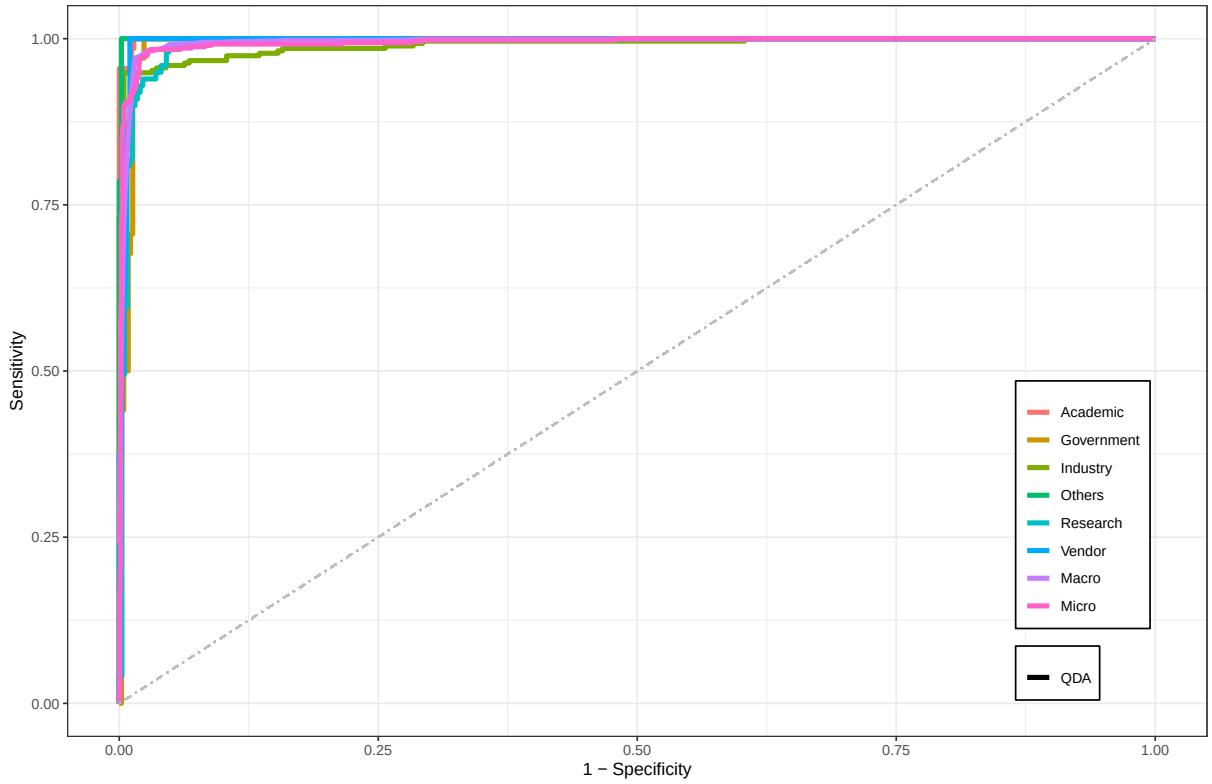
Grazie alla riduzione dimensionale del problema invece, utilizzando questa volta 5 fattori, si ottiene un modello di classificazione multiclasse con un'accuratezza media dell'88.33% e una deviazione standard del 5.85%. Per ottenere risultati statisticamente significativi l'esperimento è stato ripetuto 30 volte.

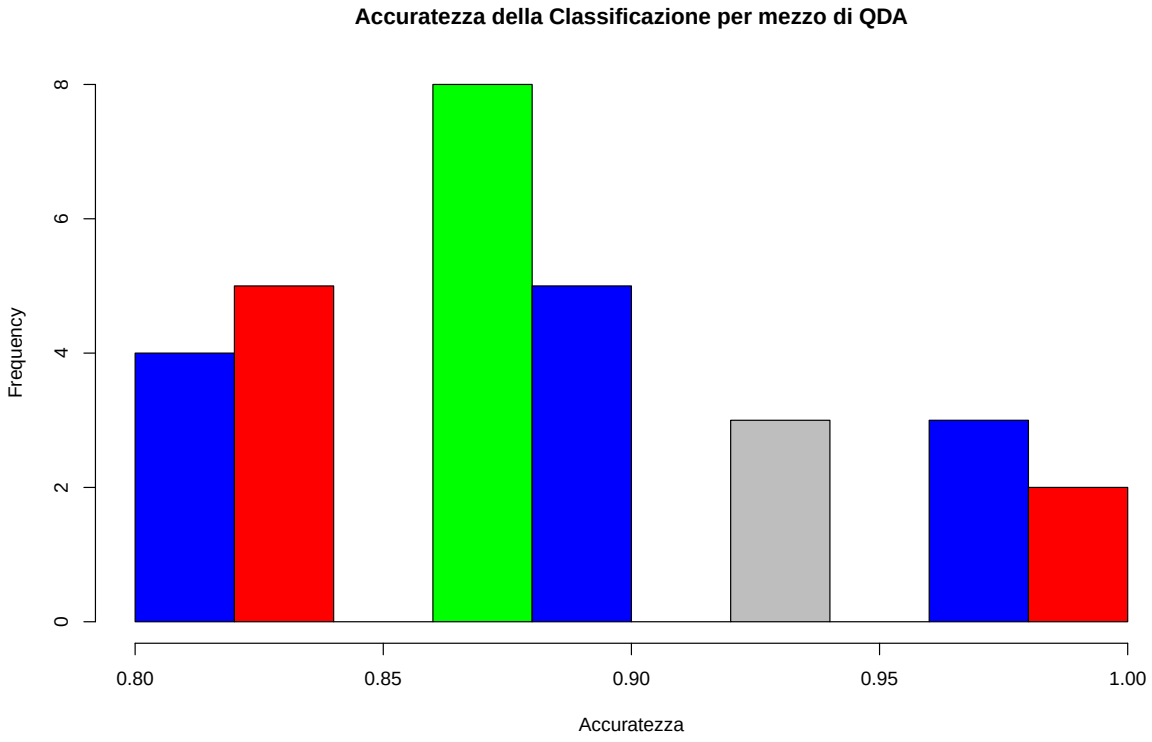
```
> confusionMatrix(as.factor(qda.values$class), as.factor(Segments))
Confusion Matrix and Statistics

             Reference
Prediction    Academic  Government  Industry  Others  Research  Vendor
  Academic          64           3         0       0         0       0
  Government         3          21         1       0         0       0
  Industry           0          10       262       0         1       0
  Others             0           0         0      12         1       0
  Research           0           0        10       2        94       3
  Vendor             0           0         0       0         3       5

Overall Statistics
               Accuracy : 0.9253
```

Utilizzando 5 fattori con un totale di 500 osservazioni possiamo affermare che l'analisi non è affetta da overfitting.

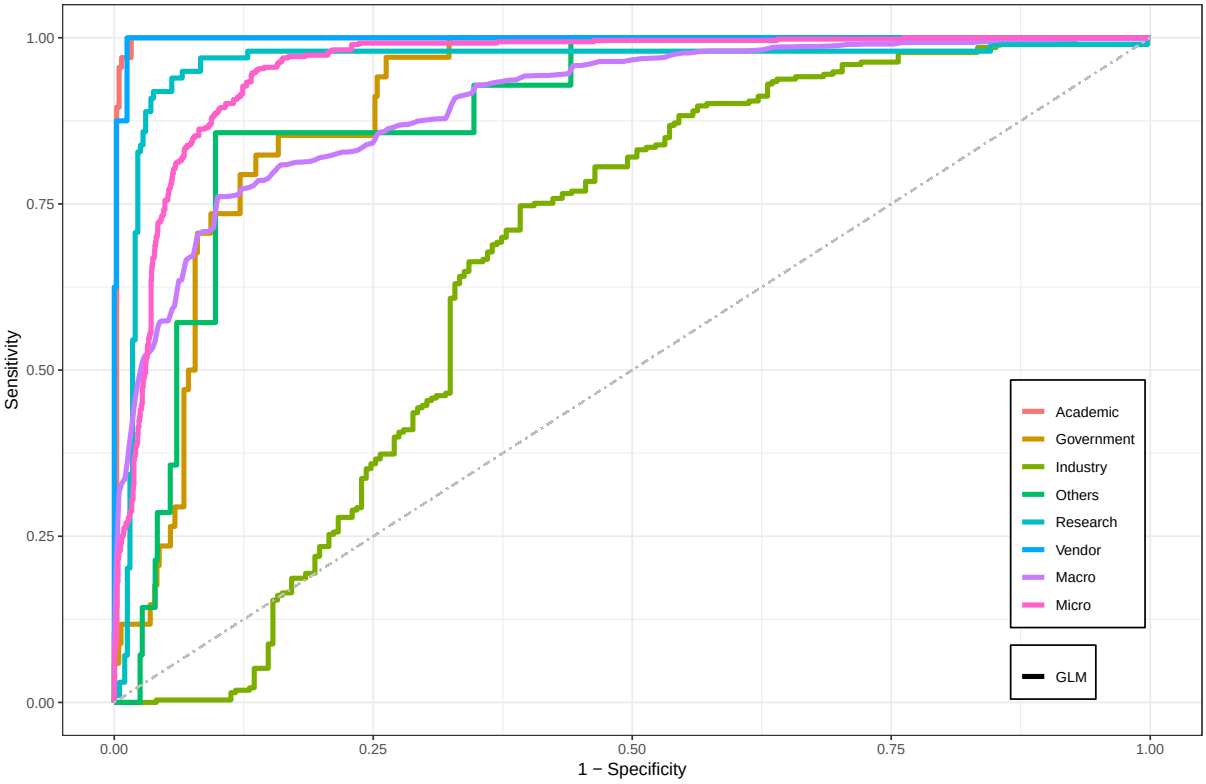




3.4 Classificazione per mezzo di Regressione Logistica

La costruzione di un modello di classificazione per mezzo di regressione ligistica, non trattandosi di una classificazione dicotomica, ha richiesto più lavoro. E i risultati ottenuti non sono stati per niente soddisfacenti, tanto da poter scartare questo modello senza ulteriori approfondimenti.

Sono stati utilizzati 5 fattori ottenendo un'accuratezza di classificazione pari a circa 69%.



4 Conclusioni

In ultima analisi, scartando il modello di classificazione per mezzo regressione logistica, che fa poco meglio del lancio di una moneta, per quanto riguarda i due restati modelli che abbiamo analizzato, in fase di analisi ho notato che effettuando un scelta *ad-hoc* delle componenti principali, differente quindi tra LDA e QDA, si ottiene una capacità predittiva maggiore per entrambi i modelli superiore al 95%. Ottenere questi risultati comporta anche aumentare il numero di componenti (anche se di poco, uno o due componenti massimo) principali utilizzate. Per mantenere l'analisi il più coerente possibile e per ottenere risultati il più possibile comparabili, ho utilizzato per tutti i modelli valutati lo stesso insieme di componenti principali della PCA.

Analizzando con più attenzione la matrice di confusione dei due modelli, ci rendiamo conto che entrambi sbagliano nel classificare

- osservazioni che fanno parte di classi per le quali si ha un elevato numero di campioni;
- osservazioni che fanno parte di classi per le quali si ha un ridotto numero di campioni;

L'interpretazione che ho dato a questo fenomeno è che stiamo utilizzando un numero di fattori molto più piccolo rispetto a quello originale. Ricordiamoci infatti che la tabella originale conteneva 37 colonne e che i modelli che abbiamo analizzato noi utilizzano solamente 5 fattori. Evidentemente quindi, l'errore non è dovuto solamente a una scarsità o abbondanza di campioni per la particolare classe analizzata, ma anche a qualche fattore mancante che porterebbe certamente ad una maggiore proporzione di varianza spiegata della struttura delle osservazioni originarie.