

SY19 TP2

Introduction

Dans ce TP, nous disposons de trois jeux de données. Le premier représente des expressions de visage, le second des lettres de l'alphabet et le troisième des sons. Le but est alors de trouver des classifieurs efficaces pour ces trois jeux de données en utilisant des méthodes d'apprentissage supervisé.

Character

Analyse

Nous commençons dans un premier temps par analyser notre jeu de données. Grâce à la commande 'summary', nous pouvons voir que chaque élément est décrit par 16 variables quantitatives et que nos individus vont logiquement être divisés en 26 classes représentant l'alphabet. On note également que les variables semblent issues d'une loi centrée autour de 0. Enfin les individus sont repartis assez équitablement dans les différentes classes.

```
table(character_data$Y)
```

```
##
##   A   B   C   D   E   F   G   H   I   J   K   L   M   N   O   P   Q   R
## 399 345 367 397 401 418 390 347 372 366 382 381 397 367 396 420 412 360
##   S   T   U   V   W   X   Y   Z
## 366 367 404 392 383 414 395 362
```

Approche

Pour trouver le meilleur classifieur pour ces données, nous allons appliquer plusieurs méthodes étudiées en cours. Nous pourrions alors comparer l'efficacité de ces méthodes en comparant l'erreur de chaque classifieur fournie par validation croisée. Nous allons détailler certaines méthodes ci-dessous et l'ensemble des méthodes appliquées avec leurs résultats seront présentées ultérieurement dans un tableau récapitulatif.

Application

Dans un premier temps, nous allons appliquer simplement plusieurs méthodes conjointement avec la validation croisée pour obtenir des résultats comparables et significatifs. Nous commençons donc par diviser nos données en deux parties, un ensemble train comportant les deux tiers des données et un ensemble de test comportant le reste.

Une fois la séparation faite, nous pouvons alors commencer à tester différents modèles pour avoir une première idée des performances de chacun. Pour cela, on entraîne notre modèle sur la partie 'train' et nous prédisons nos classes sur la partie 'test'. Cependant, pour comparer les différentes méthodes il est plus judicieux d'avoir recours à la validation croisée. Nous mettons alors en place ce système qui nous permettra d'avoir des résultats plus significatifs pour comparer nos classifieurs. Nous divisons alors nos données en dix parties de même taille, à chaque itération de notre boucle nous entraînons notre modèle sur la partie des données de 'train' et ensuite nous pouvons prédire les données de test. À chaque itération un nouvel ensemble de 'test' et donc de 'train' sont utilisés. On fait alors une moyenne des résultats que nous avons obtenu pour obtenir une erreur stable et significative qu'on utilisera pour comparer nos différentes méthodes et ensuite choisir celle qui nous donne la plus petite erreur.

Après avoir testé nos différents modèles, nous avons également mis en place une méthode de réduction de la dimension (ACP). Les données étant déjà centrées autour de 0 et avec des valeurs assez proches, nous n'avons ni besoin de normaliser ces données ni de les redimensionner avant d'appliquer l'ACP.

Pour ce jeu de données, c'est le modèle du random forest qui a donné le meilleur résultat.

```
n_folds <- 10
folds_i <- sample(rep(1:n_folds, length.out = n))
CV<-rep(0,10)
for (k in 1:n_folds) {
  test_i <- which(folds_i == k)
  train_xy <- character[-test_i, ]
  test_xy <- character[test_i, ]
  rf <- randomForest(Y ~ ., data = train_xy)
  pred_rf<-predict(rf, newdata = test_xy, type = "response")
  prop.table(table(test_xy$Y,pred_rf))
  cm= as.matrix(table(test_xy$Y,pred_rf))
  CV[k]<- sum(diag(cm)) / sum(cm)
}
CVerrore= sum(CV)/length(CV)
```

En effet, pour ce jeu de données les méthodes de solution linéaire sont moins efficaces. C'est pour cette raison que le LDA a des performances moindres comparé au random forest qui est moins dépendant des variables. De même on peut remarquer que le QDA nous donne de meilleures performances que le LDA. Ceci est probablement expliqué par le fait que les variables n'ont pas les mêmes matrices de variance-covariance. Dans ce cas, les méthodes linéaires comme le LDA sont beaucoup moins efficaces pour différencier les différentes classes. Dans ce cas de figure, les méthodes quadratiques comme le QDA ainsi que d'autres méthodes moins dépendantes de cette caractéristique comme le random forest nous donne de meilleurs résultats.

Résultats

Voici les résultats de précision obtenus pour les différentes méthodes testées:

- RandomForest: 0.9343
- SVM: 0.913
- Naive-Bayes: 0.69
- LDA: 0.70
- QDA: 0.88
- RDA: 0.87
- SVM + PCA: 0.71
- Naive-Bayes + PCA: 0.64
- LDA + PCA: 0.65
- QDA + PCA: 0.68

Comme prévu, les méthodes simples et linéaires sont celles qui nous donnent les classifieurs les moins précis. Naive-Bayes est ici peu performant ce qui pourrait s'expliquer par une trop grande corrélation entre plusieurs prédicteurs.

Nous avons alors ajouté une partie de traitement des données avec l'ACP. En effet, notamment pour améliorer les résultats de modèles comme Naive-Bayes nous avons appliqué l'ACP pour réduire les dimensions de notre jeu de données. Cependant, quel que soit le modèle auquel on a appliqué l'ACP, le résultat de notre classifieur devenait moins bon. Ceci s'explique par le fonctionnement de ce traitement. En effet, l'ACP prend en compte seulement les coordonnées des points de nos données. L'ACP peut donc supprimer des informations qui sont pourtant importantes pour classifier nos données. En fonction de notre jeu de données ce processus de construction peut mener à de mauvaises composantes n'expliquant

pas bien nos classes et donc résultant en des classifieurs moins performants. C'est pour cette raison que cette phase de traitement n'a pas été maintenue pour notre classifieur final.

Conclusion

Après le test de nos différents modèles et même de l'ajout d'une phase de traitement des données, les résultats obtenus par validation croisée nous permettent de choisir le meilleur classifieur pour ce jeu de données. Ainsi c'est le randomForest qui nous donne le meilleur résultat avec une erreur de seulement 6.6% ce qui est assez satisfaisant.

Paroles

Analyse

Comme pour le jeu de données précédent, nous commençons par analyser notre jeu de données avec la commande 'summary'. Nous avons donc pris de 2500 individus caractérisés par 256 variables. Ces individus sont répartis dans cinq classes.

```
table(parole$y)
```

```
##  
## aa ao dcl iy sh  
## 365 500 370 588 427
```

Nous pouvons voir que les différentes classes ne contiennent pas le même nombre d'individus mais les différences sont relativement faibles (entre 16 et 26%). On note également que les variables semblent issues d'une loi centrée autour de 0.

Approche

Nous allons aborder ce problème de la même manière que le précédent. Nous allons comparer différents modèles en comparant l'erreur issue de la validation croisée et pourrons ainsi choisir notre meilleur classifieur pour ce jeu de données.

Application

De la même manière que pour le jeu de données précédent, nous allons créer notre boucle de validation croisée de dix itérations et à l'intérieur de celles-ci nous allons entraîner et tester nos modèles.

De même, nous avons également mis en place une méthode de réduction de la dimension (ACP). Les données étant déjà centrées autour de 0 et avec des valeurs assez proches, nous n'avons ni besoin de normaliser ces données ni de les redimensionner avant d'appliquer l'ACP.

```
#LDA Model with double CV  
n_folds <- 10  
folds_i <- sample(rep(1:n_folds, length.out = n))  
table(folds_i)
```

```
## folds_i  
## 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10  
## 225 225 225 225 225 225 225 225 225 225
```

```

CV<-rep(0,10)
for (k in 1:n_folds) {
  test_i <- which(folds_i == k)
  train_xy <- parole[-test_i, ]
  test_xy <- parole[test_i, ]
  model_lda <- train(train_xy[, -257], train_xy$y, method='lda', trControl= trainControl(
    method = "cv",
    number =10,
    verboseIter = TRUE))
  predictions_lda<-predict.train(object=model_lda, test_xy[, -257])
  cf<-confusionMatrix(predictions_lda, test_xy$y)
  CV[k]<- cf$overall["Accuracy"]
}

```

```

## + Fold01: parameter=none
## - Fold01: parameter=none
## + Fold02: parameter=none
## - Fold02: parameter=none
## + Fold03: parameter=none
## - Fold03: parameter=none
## + Fold04: parameter=none
## - Fold04: parameter=none
## + Fold05: parameter=none
## - Fold05: parameter=none
## + Fold06: parameter=none
## - Fold06: parameter=none
## + Fold07: parameter=none
## - Fold07: parameter=none
## + Fold08: parameter=none
## - Fold08: parameter=none
## + Fold09: parameter=none
## - Fold09: parameter=none
## + Fold10: parameter=none
## - Fold10: parameter=none
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=none
## - Fold01: parameter=none
## + Fold02: parameter=none
## - Fold02: parameter=none
## + Fold03: parameter=none
## - Fold03: parameter=none
## + Fold04: parameter=none
## - Fold04: parameter=none
## + Fold05: parameter=none
## - Fold05: parameter=none
## + Fold06: parameter=none
## - Fold06: parameter=none
## + Fold07: parameter=none
## - Fold07: parameter=none
## + Fold08: parameter=none
## - Fold08: parameter=none
## + Fold09: parameter=none
## - Fold09: parameter=none

```

```

## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None
## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None
## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None
## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None
## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None

```

```

## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None
## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None
## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None
## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None
## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None

```

```

## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None
## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None
## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None
## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None
## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
## + Fold01: parameter=None
## - Fold01: parameter=None
## + Fold02: parameter=None
## - Fold02: parameter=None

```

```
## + Fold03: parameter=None
## - Fold03: parameter=None
## + Fold04: parameter=None
## - Fold04: parameter=None
## + Fold05: parameter=None
## - Fold05: parameter=None
## + Fold06: parameter=None
## - Fold06: parameter=None
## + Fold07: parameter=None
## - Fold07: parameter=None
## + Fold08: parameter=None
## - Fold08: parameter=None
## + Fold09: parameter=None
## - Fold09: parameter=None
## + Fold10: parameter=None
## - Fold10: parameter=None
## Aggregating results
## Fitting final model on full training set
CError= sum(CV)/length(CV)
```

Analyse

Voici les résultats de précision obtenus pour les différentes méthodes testées :

- SVM: 0.926
- RandomForest: 0.918
- LDA: 0.917
- RDA: 0.903
- Naive-Bayes: 0.88
- QDA: 0.66
- SVM + PCA: 0.66
- Naive-Bayes + PCA: 0.57
- LDA + PCA: 0.56
- QDA + PCA: 0.63

On remarque ici que quatre modèles ont des performances très similaires à savoir SVM, RandomForest, LDA ainsi que RDA. D'après les résultats, c'est le SVM qui est le meilleur classifieur pour ce jeu de données. Cependant, on voit que le LDA a un score très proche or il est souvent plus simple d'interpréter les résultats avec le LDA qu'avec le SVM. Pour ce TP, nous allons tout de même garder le meilleur score pour notre classifieur puisqu'on cherche le classifieur le plus précis possible. On peut remarquer qu'ici aussi en ajoutant une phase de traitement des données avec réduction des dimensions grâce à l'ACP, les performances des classifieurs sont diminuées. Encore une fois, ceci s'explique probablement par la perte d'informations lors de la création des composantes.

Conclusion

Après avoir testé différents modèles pour ce jeu de données et mis en place une phase de traitement des données, les résultats obtenus par validation croisée nous permettent de choisir le meilleur classifieur. Ainsi c'est le SVM qui nous donne le meilleur résultat avec une erreur de seulement 7.4% ce qui est assez satisfaisant.