Les pays à aider

Projet de apprentissage non suppervisé
Classification
Université de Rennes II : Master Mathématiques Appliquées, Statistiques

Margaux Bailleul
Oriane Duclos

12 April, 2023

Contents

1 Chargement des librairies **1**

2 Compréhension et pré-traitement des données **1**

2.1 Statistiques descriptives 2
2.2 Pre-traimement 3
2.3 Matrice de corrélation 4

3 Classification des pays en utilisant les différents algorithmes abordés en cours **4**

3.1 CAH 4
3.2 Algoritlme des Kmeans 21
3.3 Interprétation des groupes 23
3.4 Visualisation des résultats obtenus (carte) 27

4 Traitement du groupe des pays les moins favorisés **27**

5 Conclusion vis à vis des choix effectués **40**

6 Suggestion d'une liste de pays à aider en priorité **41**

7 Pour aller plus loin **41**

7.1 Améliorations 41
7.2 Pistes 41

1 Chargement des librairies

2 Compréhension et pré-traitement des données

```
donnee <- read.csv("Pays_donnees.csv", sep = ',', row.names = 1)
head(donnee,3)
```

```
##             enfant_mort exports sant. imports revenu inflation esper_vie fert
## Afghanistan        90.2    10.0  7.58    44.9   1610      9.44      56.2 5.82
## Albania            16.6    28.0  6.55    48.6   9930      4.49      76.3 1.65
## Algeria            27.3    38.4  4.17    31.4  12900     16.10      76.5 2.89
##             pib_h
## Afghanistan   553
## Albania      4090
## Algeria      4460
```

```
str(donnee)
```

Nous observons que toutes les colonnes ont des données qui sont en cohérence avec leur type.

```
dim(donnee)
```

Nous avons 167 individus et 9 variables

2.1 Statistiques descriptives

```
summary(donnee)
```

```
##   enfant_mort        exports            sant.           imports
##  Min.   :  2.60   Min.   :  0.109   Min.   : 1.810   Min.   :  0.0659
##  1st Qu.:  8.25   1st Qu.: 23.800   1st Qu.: 4.920   1st Qu.: 30.2000
##  Median : 19.30   Median : 35.000   Median : 6.320   Median : 43.3000
##  Mean   : 38.27   Mean   : 41.109   Mean   : 6.816   Mean   : 46.8902
##  3rd Qu.: 62.10   3rd Qu.: 51.350   3rd Qu.: 8.600   3rd Qu.: 58.7500
##  Max.   :208.00   Max.   :200.000   Max.   :17.900   Max.   :174.0000
##      revenu         inflation         esper_vie          fert
##  Min.   :   609   Min.   : -4.210   Min.   :32.10   Min.   :1.150
##  1st Qu.:  3355   1st Qu.:  1.810   1st Qu.:65.30   1st Qu.:1.795
##  Median :  9960   Median :  5.390   Median :73.10   Median :2.410
##  Mean   : 17145   Mean   :  7.782   Mean   :70.56   Mean   :2.948
##  3rd Qu.: 22800   3rd Qu.: 10.750   3rd Qu.:76.80   3rd Qu.:3.880
##  Max.   :125000   Max.   :104.000   Max.   :82.80   Max.   :7.490
##      pib_h
##  Min.   :   231
##  1st Qu.:  1330
##  Median :  4660
##  Mean   : 12964
##  3rd Qu.: 14050
##  Max.   :105000
```

```
ggplot()
```

2.2 Pre-traimement

Donnees manquantes ? Outliers

```
table(is.na(donnee))
```

```
##
## FALSE
##  1503
```

Aucune donnée manquante.

Valeur aberrante

Exports max à 200 ? Bizarre

Ce sont à première vue des pays riche comme malte, luxembourg, singapour

Imports max à 174 ? Idem, finalement c'est logique Aucune valeur aberrante

Mais y a des valeurs "leviers", certains pays comme malte, singapour se dégagent des valeurs moyennes

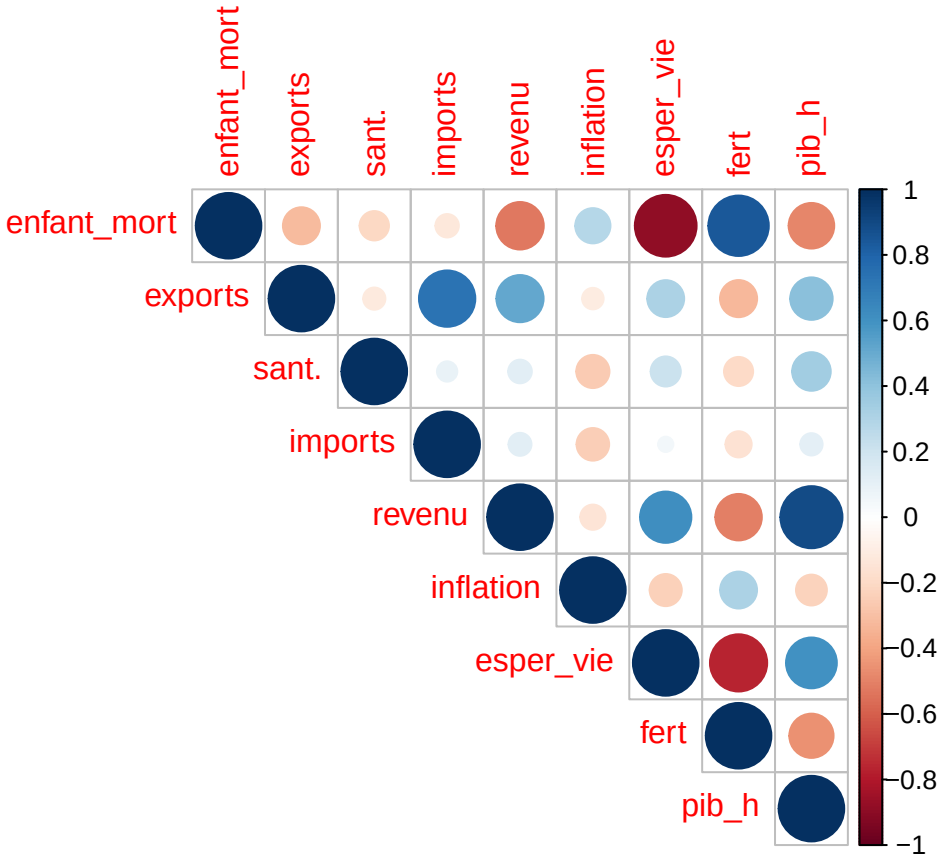
Standardisation ?

Lorsque l'on a des données avec des unités différentes (par exemple des pourcentages, des espérances de vie, des PIB par habitant), il est recommandé de centrer et de réduire ces données. Centrer les données signifie soustraire la moyenne de la variable de toutes les observations, ce qui permet d'avoir une moyenne égale à zéro. Réduire les données signifie diviser chaque observation par l'écart-type de la variable, ce qui met toutes les variables à la même échelle. Cela facilite la comparaison entre les différentes variables et permet des analyses statistiques plus fiables. Il est cependant important de garder à l'esprit que la signification des résultats dépend toujours du contexte et de la validité des données utilisées

```
donnee <- data.frame(scale(donnee))
```

2.3 Matrice de corrélation

```
var <- donnee[,1:9]
corrplot(cor(var), type = "upper")
```



La matrice de corrélation nous aide à mieux comprendre les relations entre chaque variable et pourra nous aider à interpréter plus tard.

Nous allons alors classifier les pays en fonction de NOMS DE COLONNES.

3 Classification des pays en utilisant les différents algorithmes abordés en cours

Utilisation des algorithmes de classification vus en cours . Reflexion sur les choix operer decider d'une classification finale . Nombre de groupes ?

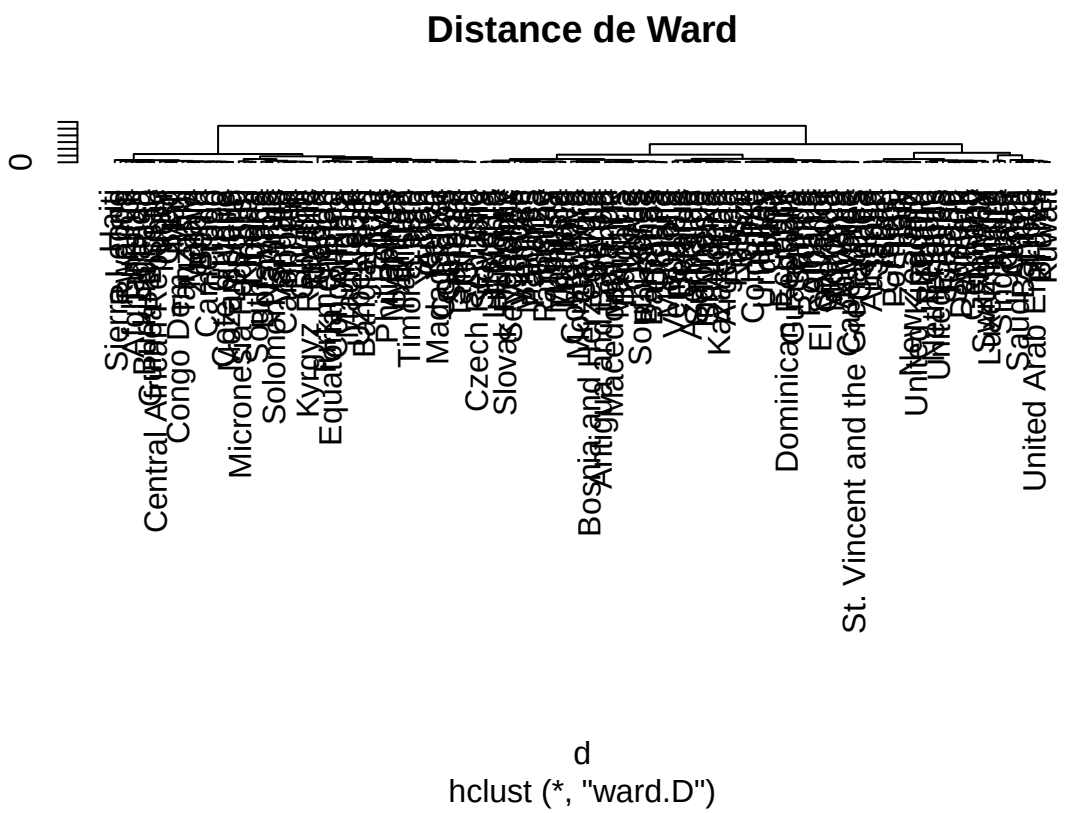
3.1 CAH

```
set.seed(123)
d <- dist(donnee)
#d <- dist(e19, method = "manhattan")
#d <- dist(e19, method = "minkowski")
cah.ward <- hclust(d, method = "ward.D")
```

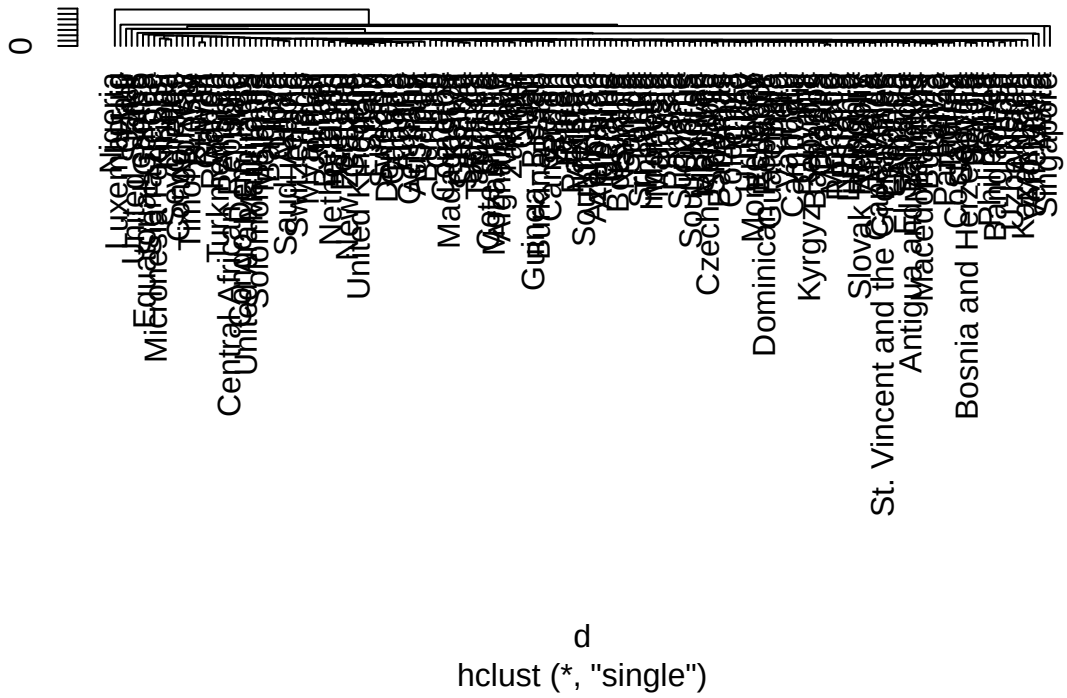
```
cah.min <- hclust(d, method = "single")
cah.max <- hclust(d, method = "complete")
```

Dengrogrammes

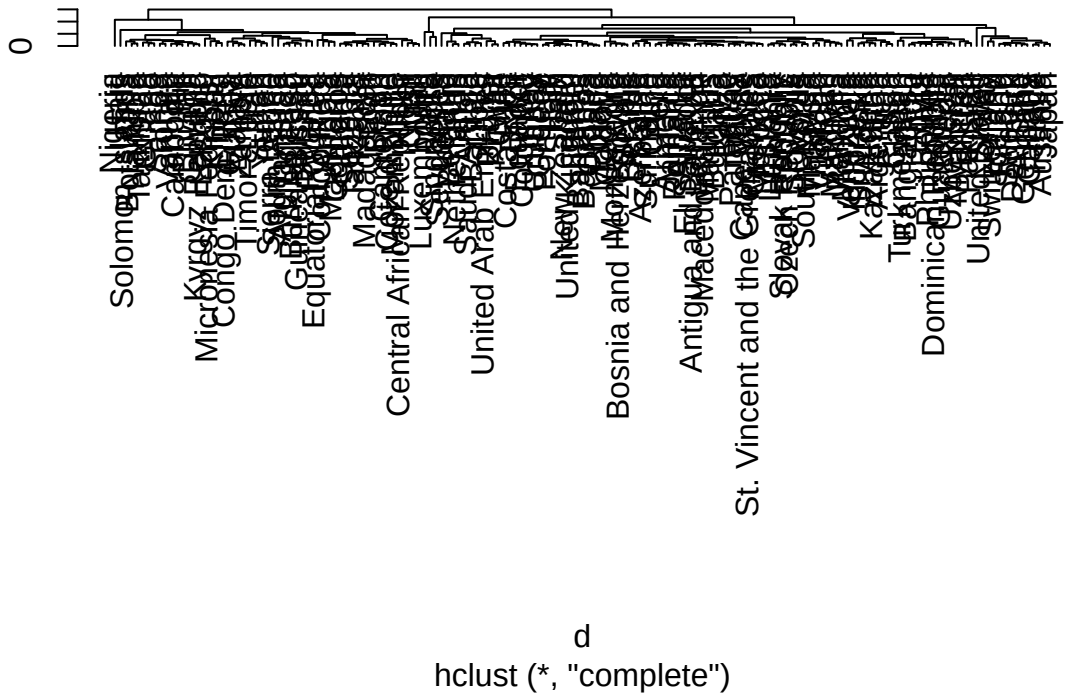
```
plot(cah.ward, hang = -1, main = "Distance de Ward", ylab = " ")
```




```
plot(cah.min, hang = -1, main = "Distance du saut minimal", ylab = " ")
```




```
plot(cah.max, hang = -1, main = "Distance du saut maximal", ylab = " ")
```

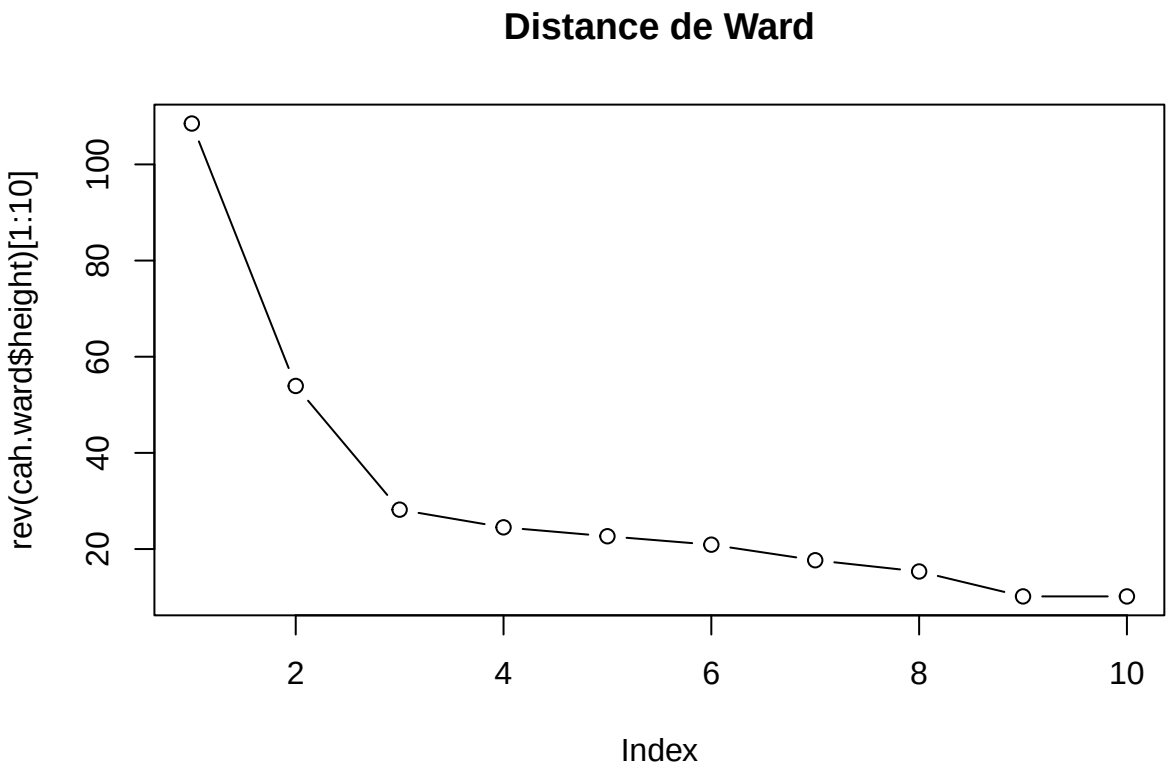


On s'apercoit raipdement que c'est le critère de Ward qui correspond le mieux à nos données. On voit déjà qu'on peut partitionner nos données en 3 ou 4 groupes

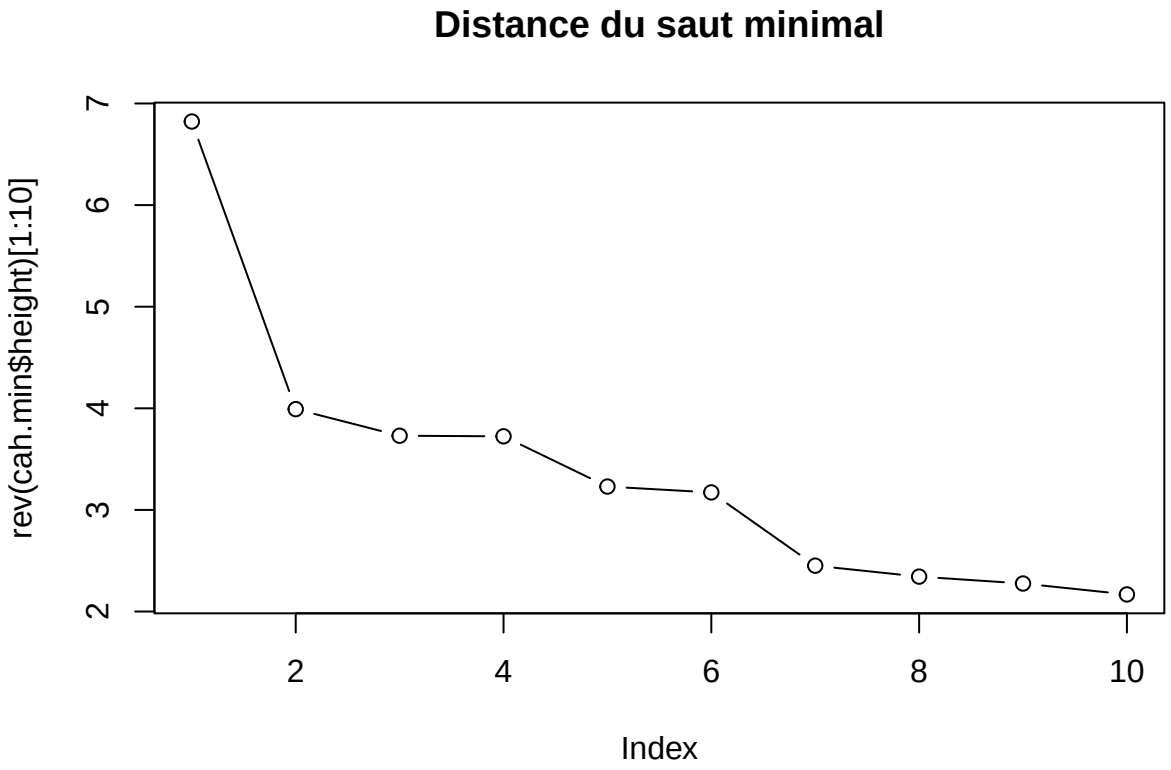
Fonction de perte

Pour rappel, on cherche à maximiser l'inertie inter-classe. En effet, nous avons pour objectif de créer des groupes d'individus se ressemblant fortement (inertie intra-classes faible) et tels que les groupes soient les plus distints possible (inertie inter-classes élevée). L'inertie inter-classe est logiquement maximale (égale à l'intertie totale) lorsqu'il y a autant de classes que d'individus. Nous cherchons dans le graphique ci-dessous un "coude" qui correspond à une rupture dans la courbe (moment où l'inertie inter augmente beaucoup).

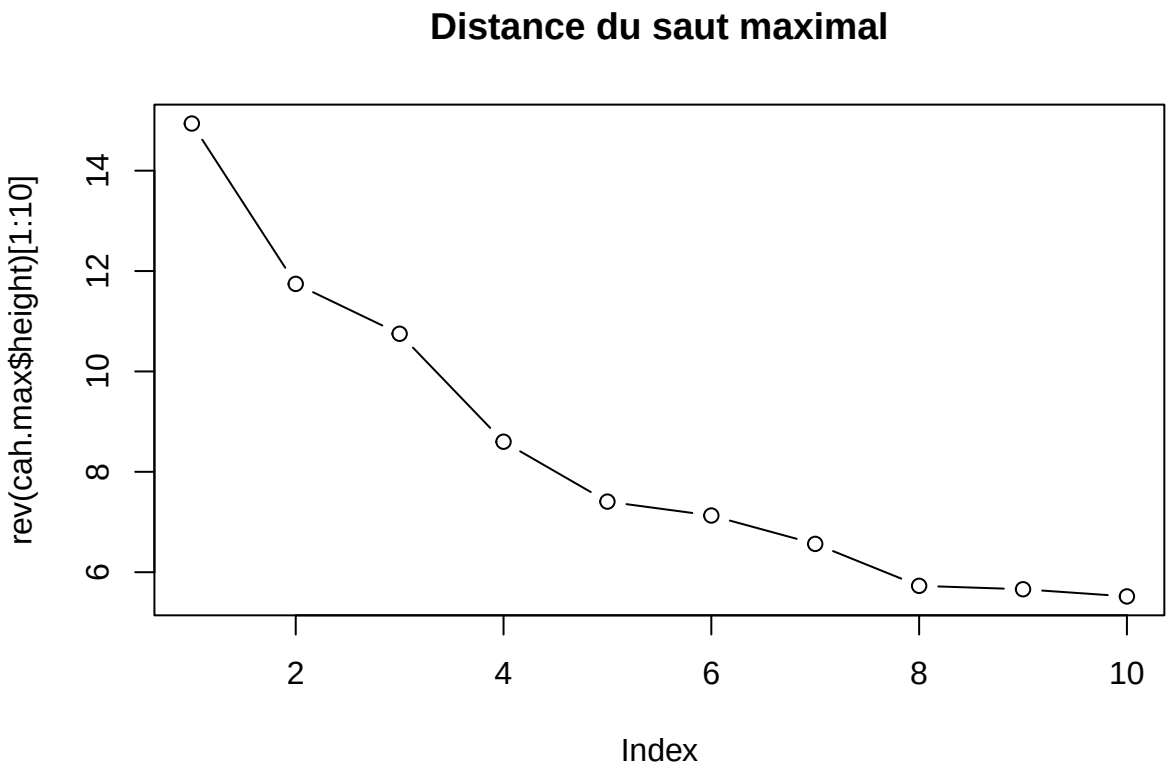
```
plot(rev(cah.ward$height)[1:10], type = "b", main = "Distance de Ward")
```




```
plot(rev(cah.min$height)[1:10], type = "b", main = "Distance du saut minimal")
```



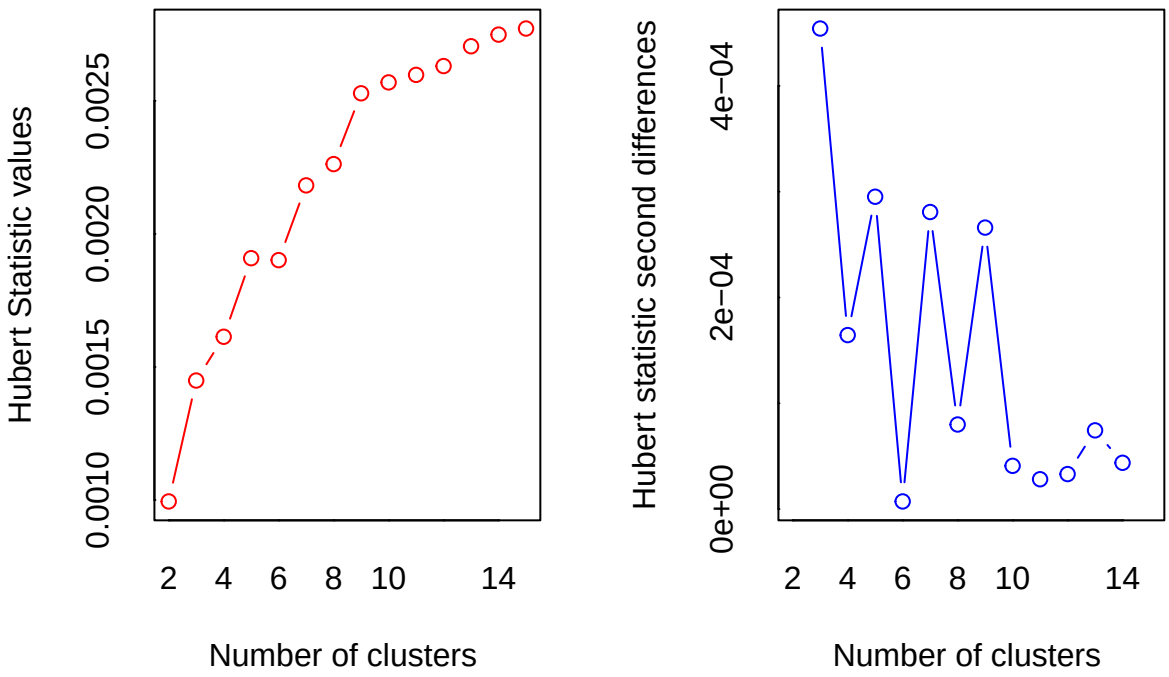

```
plot(rev(cah.max$height)[1:10], type = "b", main = "Distance du saut maximal")
```



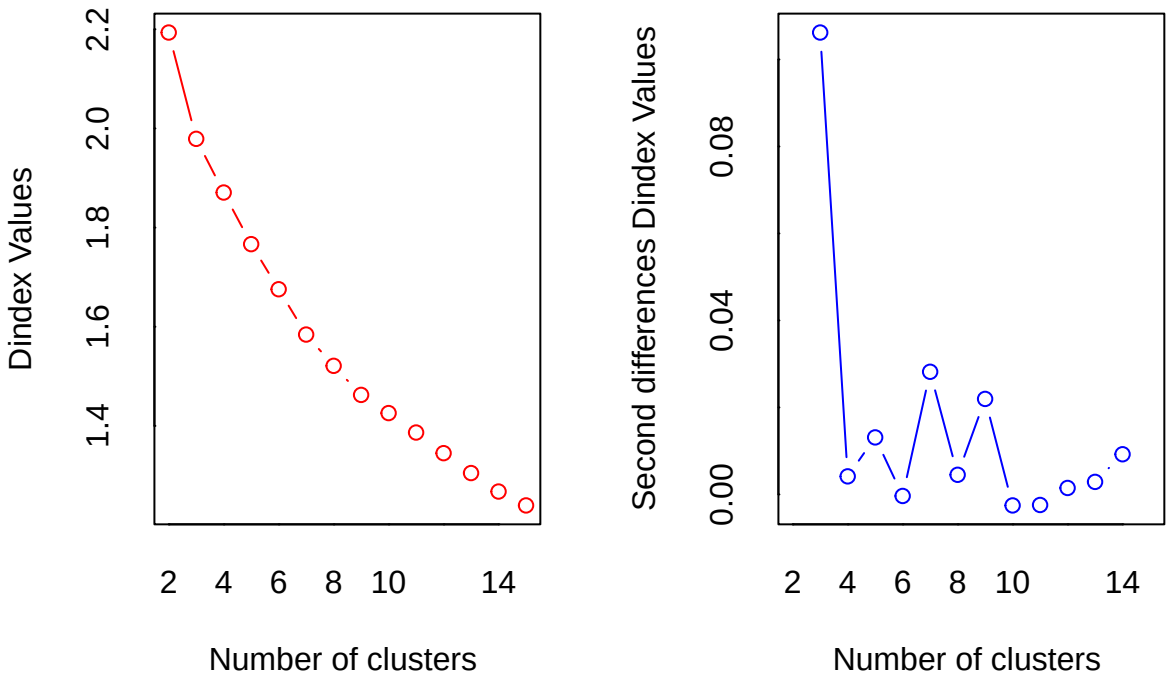
Avec le critère de Ward, la trace de la perte d'inertie nous incite à choisir des partitions en 3 groupes ("coude" très visible).

```
matrix <- as.matrix(donnee)
```

```
NbClust(matrix, min.nc = 2, max.nc = 15, method = "ward.D")
```




```
## *** : The Hubert index is a graphical method of determining the number of clusters.
##                 In the plot of Hubert index, we seek a significant knee that corresponds to a
##                 significant increase of the value of the measure i.e the significant peak in Hubert
##                 index second differences plot.
##
```




```
## *** : The D index is a graphical method of determining the number of clusters.
##                 In the plot of D index, we seek a significant knee (the significant peak in Dindex
##                 second differences plot) that corresponds to a significant increase of the value of
##                 the measure.
##
## *******************************************************************
## * Among all indices:
## * 5 proposed 2 as the best number of clusters
## * 4 proposed 3 as the best number of clusters
## * 5 proposed 4 as the best number of clusters
## * 1 proposed 5 as the best number of clusters
## * 1 proposed 8 as the best number of clusters
## * 4 proposed 9 as the best number of clusters
## * 1 proposed 12 as the best number of clusters
## * 1 proposed 14 as the best number of clusters
## * 1 proposed 15 as the best number of clusters
##
##                    ***** Conclusion *****
##
## * According to the majority rule, the best number of clusters is  2
##
##
## *******************************************************************

## $All.index
##        KL      CH Hartigan     CCC     Scott      Marriot    TrCovW    TraceW
## 2  2.3386 68.6210  33.7214 -2.6434  225.4314 7.313743e+16 23244.901 1055.1703
## 3  1.8427 57.8307  20.9221 -2.4313  418.9626 5.164539e+16 17615.022  876.1166
```

```
## 4  1.5564 50.1387  14.8863 -2.6786  609.3518 2.936225e+16 13591.412  776.9927
## 5  1.1442 44.4853  12.5772 -3.1997  758.7814 1.875028e+16 12060.060  711.9705
## 6  0.2926 40.6143  28.1333 -3.4454  808.6017 2.003593e+16  9447.050  660.6776
## 7  2.0767 44.1722  16.2945  0.1436  962.9977 1.081897e+16  6363.185  562.4029
## 8  0.5419 43.7703  28.2797  1.4605 1070.1097 7.440776e+15  4995.833  510.4213
## 9  4.3721 48.3399   9.3875  5.1119 1220.3724 3.829616e+15  3394.298  433.3464
## 10 1.1997 46.2701   8.1650  5.2609 1293.2347 3.056237e+15  3031.433  409.0434
## 11 0.8340 44.3410   8.9717  5.3083 1376.7840 2.242316e+15  2823.262  388.8221
## 12 1.2044 43.1654   7.8186  5.6184 1447.0356 1.752186e+15  2505.380  367.6767
## 13 0.9742 41.9434   7.8612  5.7962 1506.8698 1.437148e+15  2361.741  350.0208
## 14 1.5395 41.0299   5.8597  6.0549 1560.7539 1.207096e+15  2068.108  333.0212
## 15 1.2204 39.7156   5.0920  6.0050 1614.6635 1.003397e+15  1975.666  320.7374
##    Friedman  Rubin Cindex     DB Silhouette   Duda Pseudot2   Beale Ratkowsky
## 2   16.5255 1.4159 0.2743 1.5019     0.2817 0.7340  36.2418  2.1548    0.3334
## 3   25.3844 1.7053 0.2347 1.5929     0.2289 0.6755  15.3735  2.7975    0.3307
## 4   36.3323 1.9228 0.2246 1.4508     0.2470 0.8298  12.9207  1.2123    0.3286
## 5   40.4147 2.0984 0.2063 1.7295     0.2079 0.7280  24.6545  2.2097    0.3070
## 6   42.7143 2.2613 0.2032 1.7717     0.1599 0.3414  17.3592 10.4241    0.2951
## 7   51.2007 2.6565 0.1987 1.5066     0.1827 0.7968  10.4568  1.4951    0.2928
## 8   54.2108 2.9270 0.1882 1.4706     0.2036 1.0665  -1.6830 -0.3609    0.2832
## 9   56.8841 3.4476 0.3108 1.2326     0.2160 0.7129  10.4715  2.3289    0.2800
## 10  59.8853 3.6524 0.2997 1.2020     0.2206 0.7251  12.1343  2.2081    0.2688
## 11  62.3662 3.8424 0.2914 1.2141     0.2056 0.4977  12.1126  5.5951    0.2587
## 12  64.6251 4.0634 0.2862 1.1860     0.2105 0.6908   9.4000  2.5657    0.2503
## 13  68.3495 4.2683 0.2798 1.2286     0.1915 0.7334  11.6328  2.1168    0.2424
## 14  70.8060 4.4862 0.2721 1.2700     0.1875 0.7291   7.4314  2.1250    0.2353
## 15  72.5606 4.6580 0.2654 1.3223     0.1767 0.5385  13.7138  4.8442    0.2286
##        Ball Ptbiserial    Frey McClain   Dunn Hubert SDindex Dindex   SDbw
## 2  527.5852     0.3422  0.2595  0.6490 0.0751 0.0010  2.7240 2.1934 1.0880
## 3  292.0389     0.4053 -0.1502  1.1448 0.0751 0.0014  2.8973 1.9790 0.9576
## 4  194.2482     0.4357  0.4909  1.1797 0.0757 0.0016  3.0800 1.8707 1.0002
## 5  142.3941     0.4312  5.5517  1.5461 0.0757 0.0019  3.1602 1.7666 0.9660
## 6  110.1129     0.3474 -0.1479  2.5747 0.0685 0.0019  3.1581 1.6756 0.7597
## 7   80.3433     0.3571  0.1256  2.5488 0.0685 0.0022  3.1016 1.5843 0.6454
## 8   63.8027     0.3659 -0.1291  2.8953 0.0717 0.0023  3.1233 1.5211 0.6410
## 9   48.1496     0.3835  0.1872  2.8069 0.1221 0.0025  2.9451 1.4625 0.4967
## 10  40.9043     0.3829  0.8481  2.9427 0.1221 0.0026  2.9247 1.4258 0.4672
## 11  35.3475     0.3608  0.0927  3.4443 0.1221 0.0026  3.1190 1.3866 0.4425
## 12  30.6397     0.3617  0.4867  3.4868 0.1221 0.0026  3.0365 1.3450 0.4064
## 13  26.9247     0.3521  1.0162  3.7714 0.1154 0.0027  2.9761 1.3048 0.3864
## 14  23.7872     0.3208  0.4286  4.6963 0.1154 0.0027  3.4028 1.2676 0.3676
## 15  21.3825     0.3095  1.4422  5.1586 0.1154 0.0028  3.4239 1.2396 0.3519
##
## $All.CriticalValues
##    CritValue_Duda CritValue_PseudoT2 Fvalue_Beale
## 2          0.7868            27.0994       0.0231
## 3          0.6825            14.8875       0.0037
## 4          0.7508            20.9124       0.2845
## 5          0.7548            21.4445       0.0200
## 6          0.4954             9.1671       0.0000
## 7          0.7098            16.7607       0.1478
## 8          0.6621            13.7821       1.0000
## 9          0.6573            13.5542       0.0158
## 10         0.6825            14.8875       0.0216
## 11         0.5447            10.0311       0.0000
## 12         0.6292            12.3746       0.0083
```

```
## 13         0.6825            14.8875       0.0282
## 14         0.6225            12.1297       0.0296
## 15         0.5901            11.1141       0.0000
##
## $Best.nc
##                       KL     CH Hartigan     CCC    Scott      Marriot   TrCovW
## Number_clusters 9.0000  2.000   9.0000 14.0000   3.0000 5.000000e+00    3.000
## Value_Index     4.3721 68.621  18.8923  6.0549 193.5312 1.189761e+16 5629.879
##                  TraceW Friedman   Rubin Cindex     DB Silhouette   Duda
## Number_clusters   3.00    4.000  9.0000 8.0000 12.000     2.0000 4.0000
## Value_Index      79.93   10.948 -0.3158 0.1882  1.186     0.2817 0.8298
##                  PseudoT2  Beale Ratkowsky     Ball PtBiserial Frey McClain
## Number_clusters   4.0000 4.0000    2.0000   3.0000     4.0000    1   2.000
## Value_Index      12.9207 1.2123    0.3334 235.5463     0.4357   NA   0.649
##                    Dunn Hubert SDindex Dindex    SDbw
## Number_clusters 9.0000      0   2.000      0 15.0000
## Value_Index     0.1221      0   2.724      0  0.3519
##
## $Best.partition
##                     Afghanistan                         Albania
##                               1                               2
##                         Algeria                          Angola
##                               2                               1
##             Antigua and Barbuda                       Argentina
##                               2                               2
##                         Armenia                       Australia
##                               2                               2
##                         Austria                      Azerbaijan
##                               2                               2
##                         Bahamas                         Bahrain
##                               2                               2
##                      Bangladesh                        Barbados
##                               1                               2
##                         Belarus                         Belgium
##                               2                               2
##                          Belize                           Benin
##                               2                               1
##                          Bhutan                         Bolivia
##                               1                               1
##          Bosnia and Herzegovina                        Botswana
##                               2                               1
##                          Brazil                          Brunei
##                               2                               2
##                        Bulgaria                    Burkina Faso
##                               2                               1
##                         Burundi                        Cambodia
##                               1                               1
##                        Cameroon                          Canada
##                               1                               2
##                      Cape Verde       Central African Republic
##                               2                               1
##                            Chad                           Chile
##                               1                               2
##                           China                        Colombia
##                               2                               2
##                         Comoros                  Congo Dem. Rep.
```

```
##                         1                         1
##               Congo Rep.                Costa Rica
##                         1                         2
##            Cote d'Ivoire                   Croatia
##                         1                         2
##                    Cyprus            Czech Republic
##                         2                         2
##                   Denmark        Dominican Republic
##                         2                         2
##                   Ecuador                     Egypt
##                         2                         1
##               El Salvador         Equatorial Guinea
##                         2                         1
##                   Eritrea                   Estonia
##                         1                         2
##                      Fiji                   Finland
##                         1                         2
##                    France                     Gabon
##                         2                         1
##                    Gambia                   Georgia
##                         1                         2
##                   Germany                     Ghana
##                         2                         1
##                    Greece                   Grenada
##                         2                         2
##                 Guatemala                    Guinea
##                         2                         1
##             Guinea-Bissau                    Guyana
##                         1                         1
##                     Haiti                   Hungary
##                         1                         2
##                   Iceland                     India
##                         2                         1
##                 Indonesia                      Iran
##                         2                         2
##                      Iraq                   Ireland
##                         1                         2
##                    Israel                     Italy
##                         2                         2
##                   Jamaica                     Japan
##                         2                         2
##                    Jordan                Kazakhstan
##                         2                         2
##                     Kenya                  Kiribati
##                         1                         1
##                    Kuwait               Kyrgyz Republic
##                         2                         1
##                       Lao                    Latvia
##                         1                         2
##                   Lebanon                   Lesotho
##                         2                         1
##                   Liberia                     Libya
##                         1                         2
##                 Lithuania                Luxembourg
##                         2                         2
##             Macedonia FYR                Madagascar
```

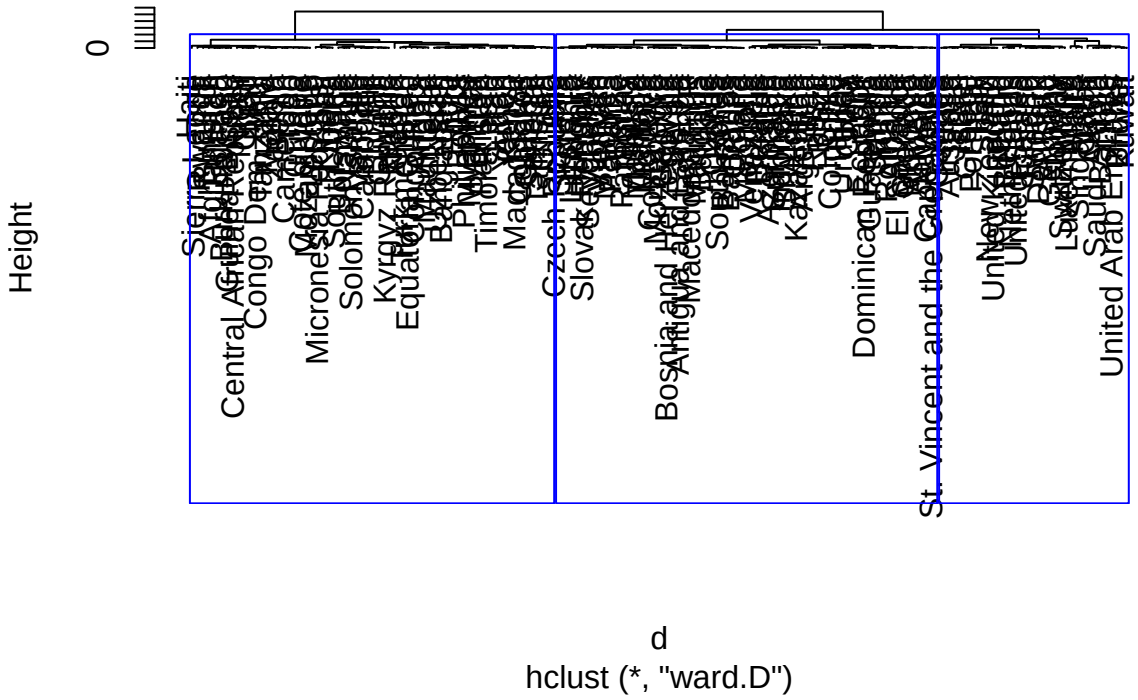
```
##                         2                         1
##                    Malawi                  Malaysia
##                         1                         2
##                  Maldives                      Mali
##                         2                         1
##                     Malta                Mauritania
##                         2                         1
##                 Mauritius       Micronesia Fed. Sts.
##                         2                         1
##                   Moldova                  Mongolia
##                         2                         2
##                Montenegro                   Morocco
##                         2                         2
##                Mozambique                   Myanmar
##                         1                         1
##                   Namibia                     Nepal
##                         1                         1
##                Netherlands                New Zealand
##                         2                         2
##                     Niger                   Nigeria
##                         1                         1
##                    Norway                      Oman
##                         2                         2
##                  Pakistan                    Panama
##                         1                         2
##                  Paraguay                      Peru
##                         2                         2
##                Philippines                   Poland
##                         1                         2
##                  Portugal                     Qatar
##                         2                         2
##                   Romania                   Russia
##                         2                         2
##                    Rwanda                    Samoa
##                         1                         2
##              Saudi Arabia                   Senegal
##                         2                         1
##                    Serbia                Seychelles
##                         2                         2
##              Sierra Leone                 Singapore
##                         1                         2
##           Slovak Republic                  Slovenia
##                         2                         2
##           Solomon Islands              South Africa
##                         1                         1
##               South Korea                     Spain
##                         2                         2
##                 Sri Lanka St. Vincent and the Grenadines
##                         2                         2
##                     Sudan                  Suriname
##                         1                         2
##                    Sweden               Switzerland
##                         2                         2
##                 Tajikistan                  Tanzania
##                         1                         1
##                  Thailand               Timor-Leste
```

```
##                           2                           1
##                        Togo                       Tonga
##                           1                           2
##                     Tunisia                      Turkey
##                           2                           2
##                Turkmenistan                      Uganda
##                           1                           1
##                     Ukraine        United Arab Emirates
##                           2                           2
##              United Kingdom               United States
##                           2                           2
##                     Uruguay                  Uzbekistan
##                           2                           1
##                     Vanuatu                   Venezuela
##                           1                           2
##                     Vietnam                       Yemen
##                           2                           1
##                      Zambia
##                           1
```

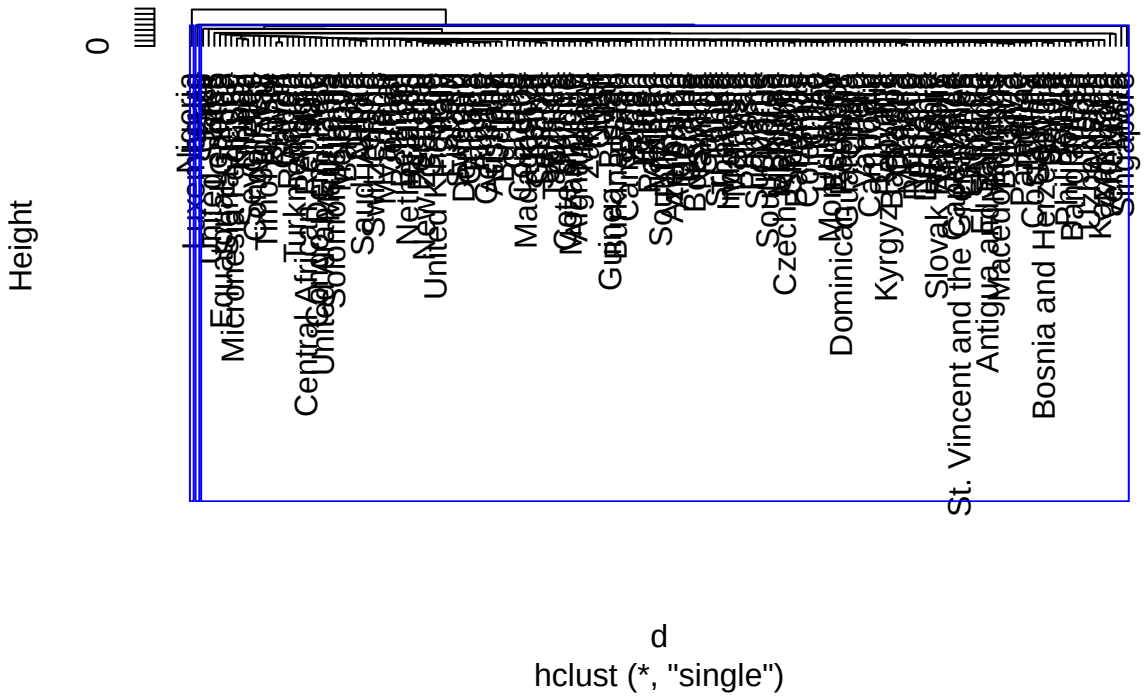
Voir quand on knit en html pour l'interprétation

Cutree

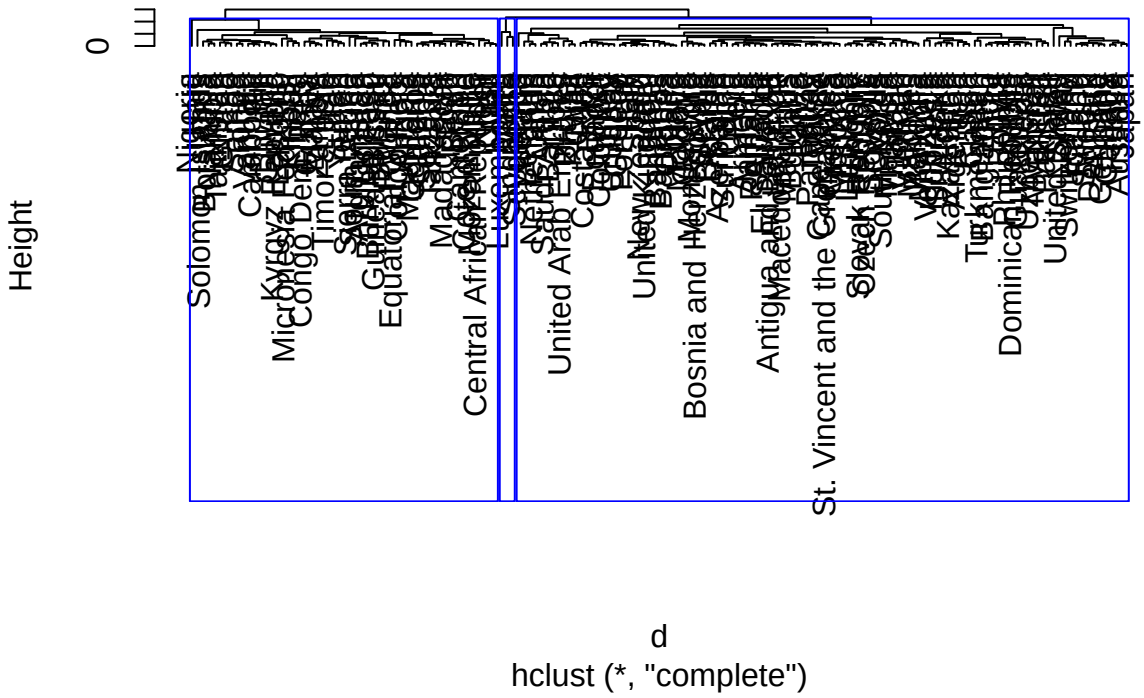
```
nbc <- 3
gpe.ward <- cutree(cah.ward, k = nbc) # Classe affectée pour chaque individu
gpe.min <- cutree(cah.min, k = nbc)
gpe.max <- cutree(cah.max, k = nbc)
plot(cah.ward, hang = -1, main = "Distance de Ward")
rect.hclust(cah.ward, nbc, border = "blue")
```



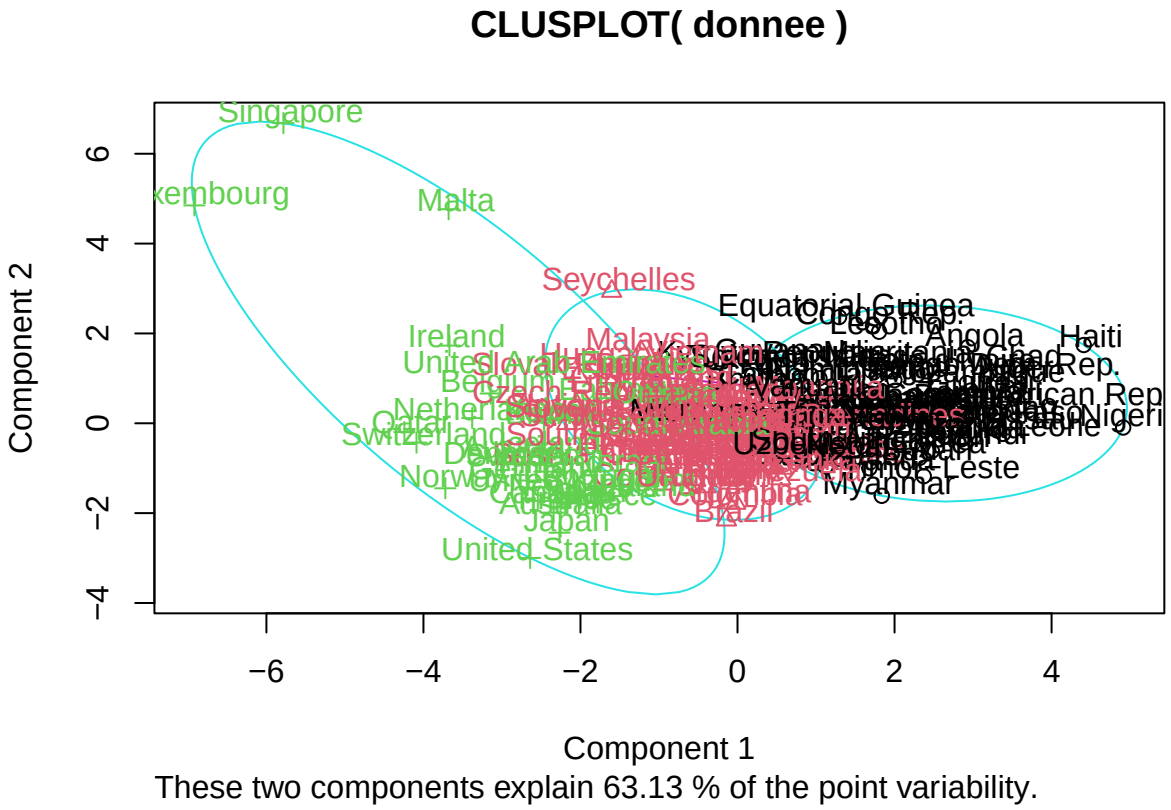

```
plot(cah.min, hang = -1, main = "Distance du saut minimal")
rect.hclust(cah.min, nbc, border = "blue")
```




```
plot(cah.max, hang = -1, main = "Distance du saut maximal")
rect.hclust(cah.max, nbc, border = "blue")
```

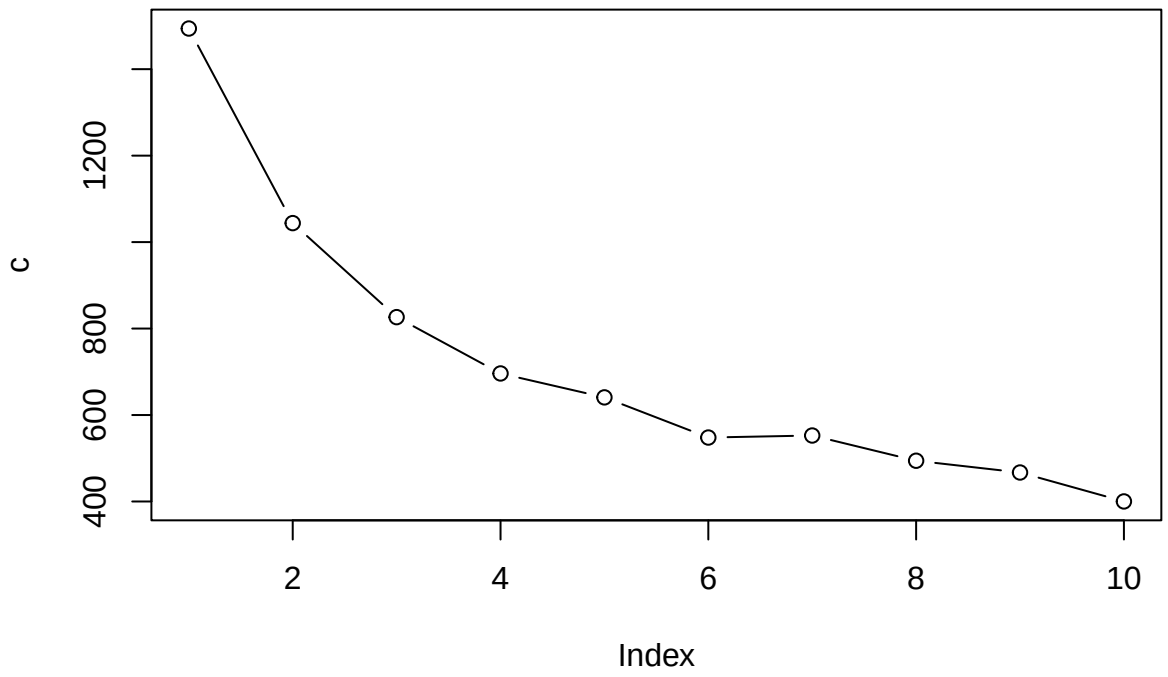



```
clusplot(donnee, gpe.ward, labels = nbc, col.p = as.numeric(gpe.ward))
```



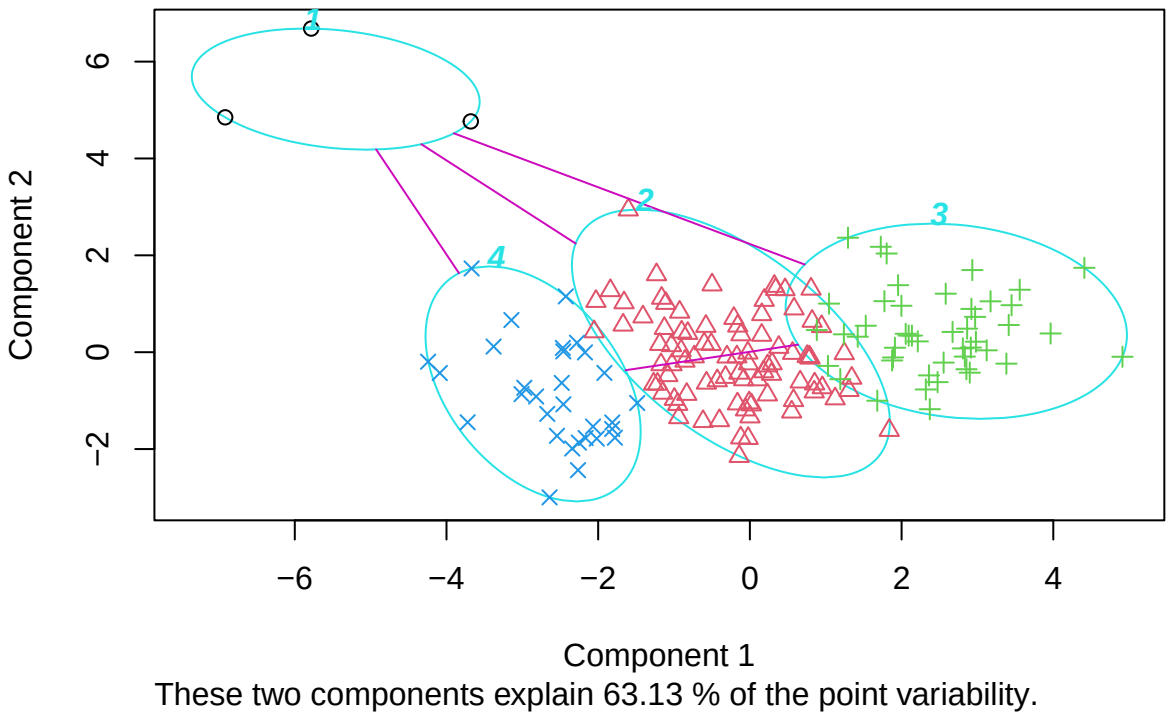
3.2 Algoritlme des Kmeans

Tout d'abord nous allons utiliser l'algorithme des k-means pour avoir une première idée de notre classification finale. Si on ne sait pas a priori combien de groupes comporte le jeu de donnees, on peut appliquer l'algorithme pour plusieurs choix de K possibles et tracer la courbe d'évolution de l'inertie . On lance l'algorithme des kmeans et on observe l'évolution de la variance intra-groupes en fonction du nombre de groupes. On rajoute également l'option « nstart =50 » pour stabiliser les résultats.



A la vue de ce graphique, on aurait tendance à choisir K= 3,4 ou 5 groupes en appliquant la méthode dite « du coude »

```
K=4
cl = kmeans(donnee,K,nstart=50)
gpe = cl$cluster
clusplot(donnee,gpe,labels=4,col.p=gpe)
```



La représentation en clusplot nous permet de voir qu'il y a 4 groupes qui se séparent plutôt bien sur les composante 1, 2, 3 et 4. (on le voit au travers des différents couleur sur le graphique).

Representation des groupes sur le premier plan factoriel

3.3 Interprétation des groupes

Nous allons maintenant chercher à interpréter les groupes obtenus à l'aide de la fonction catdes.

```
gpe = cutree(cah.ward,k=3)
donnee$gpecah = as.factor(gpe)
interpcah = catdes(donnee,num.var = 10)
interpcah
```

```
##
## Link between the cluster variable and the quantitative variables
## ================================================================
##                   Eta2      P-value
## pib_h       0.72363077 1.592773e-46
## esper_vie   0.71468093 2.173330e-45
## revenu      0.69791718 2.346035e-43
## enfant_mort 0.65580744 1.041649e-38
## fert        0.62232782 2.105862e-35
## exports     0.13621101 6.101387e-06
## sant.       0.10399187 1.229080e-04
## inflation   0.05970019 6.424517e-03
##
## Description of each cluster by quantitative variables
```

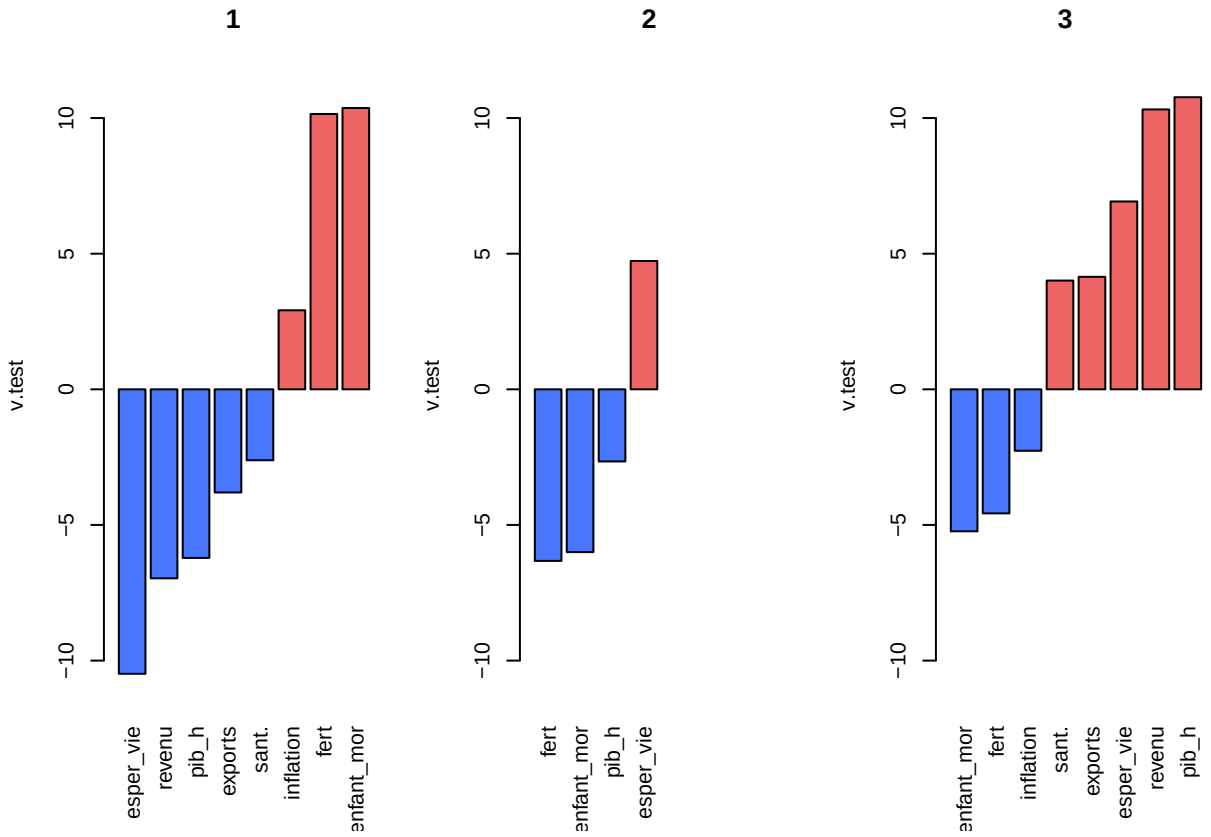
```
## ============================================================
## $`1`
##                 v.test Mean in category  Overall mean sd in category Overall sd
## enfant_mort  10.370649        1.0052894  1.555642e-16      0.9111885  0.9970015
## fert         10.150674        0.9839659  1.728491e-17      0.8579969  0.9970015
## inflation     2.913863        0.2824583  1.329608e-17      1.2650602  0.9970015
## sant.        -2.615632       -0.2535490 -1.403069e-15      0.9651035  0.9970015
## exports      -3.802046       -0.3685552 -3.478588e-16      0.6775757  0.9970015
## pib_h        -6.214645       -0.6024230  2.393295e-17      0.1393288  0.9970015
## revenu       -6.968102       -0.6754601 -7.445807e-17      0.2556201  0.9970015
## esper_vie   -10.486756       -1.0165444  3.616535e-16      0.7596372  0.9970015
##                   p.value
## enfant_mort 3.372265e-25
## fert        3.290824e-24
## inflation   3.569862e-03
## sant.       8.906240e-03
## exports     1.435063e-04
## pib_h       5.144073e-10
## revenu      3.212442e-12
## esper_vie   9.938179e-26
##
## $`2`
##                v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
## esper_vie    4.730693        0.4417023 3.616535e-16      0.3438267  0.9970015
## pib_h       -2.657982       -0.2481744 2.393295e-17      0.3297308  0.9970015
## enfant_mort -6.001733       -0.5603786 1.555642e-16      0.2069384  0.9970015
## fert        -6.325848       -0.5906411 1.728491e-17      0.4173776  0.9970015
##                   p.value
## esper_vie   2.237542e-06
## pib_h       7.861014e-03
## enfant_mort 1.952226e-09
## fert        2.518459e-10
##
## $`3`
##                v.test Mean in category  Overall mean sd in category Overall sd
## pib_h       10.768111        1.6480397  2.393295e-17     1.04631502  0.9970015
## revenu      10.318192        1.5791804 -7.445807e-17     1.05150950  0.9970015
## esper_vie    6.925852        1.0599890  3.616535e-16     0.23111362  0.9970015
## exports      4.147405        0.6347527 -3.478588e-16     1.54724683  0.9970015
## sant.        4.009263        0.6136103 -1.403069e-15     1.27746390  0.9970015
## inflation   -2.266208       -0.3468390  1.329608e-17     0.50958288  0.9970015
## fert        -4.572607       -0.6998292  1.728491e-17     0.29691512  0.9970015
## enfant_mort -5.234428       -0.8011195  1.555642e-16     0.08690297  0.9970015
##                   p.value
## pib_h       4.868867e-27
## revenu      5.831062e-25
## esper_vie   4.333583e-12
## exports     3.362651e-05
## sant.       6.090858e-05
## inflation   2.343864e-02
## fert        4.816923e-06
## enfant_mort 1.654969e-07

head(donnee)

##                     enfant_mort     exports       sant.     imports      revenu
```

```
## Afghanistan           1.2876597 -1.13486665  0.27825140 -0.08220771 -0.80582187
## Albania              -0.5373329 -0.47822017 -0.09672528  0.07062429 -0.37424335
## Algeria              -0.2720146 -0.09882442 -0.96317624 -0.63983800 -0.22018227
## Angola                2.0017872  0.77305618 -1.44372888 -0.16481961 -0.58328920
## Antigua and Barbuda  -0.6935483  0.16018613 -0.28603389  0.49607554  0.10142673
## Argentina            -0.5894047 -0.81019144  0.46756001 -1.27594958  0.08067776
##                      inflation  esper_vie        fert       pib_h gpecah
## Afghanistan          0.1568645 -1.6142372  1.89717646 -0.67714308      1
## Albania             -0.3114109  0.6459238 -0.85739418 -0.48416709      2
## Algeria              0.7869076  0.6684130 -0.03828924 -0.46398018      2
## Angola               1.3828944 -1.1756985  2.12176975 -0.51472026      1
## Antigua and Barbuda -0.5999442  0.7021467 -0.54032130 -0.04169175      2
## Argentina            1.2409928  0.5897009 -0.38178486 -0.14535428      2

plot.catdes(interpcah,barplot=T)
```



Les 3 groupes sont donc caractérisés ainsi :

- Le premier groupe a une très faible espérance de vie, un faible revenu, un faible pib, et un fort taux de fertilité et de mortalité infantile.
- Le second groupe se démarque déjà très largement du premier. En effet, il a un faible taux de mort infantile et une haute espérance de vie. Il a cependant un pib par habitant plutôt faible, mais toujours moins que le premier groupe.
- Le troisième groupe se démarque également du deuxième groupe : il a un très fort pib par habitant, de forts revenus.

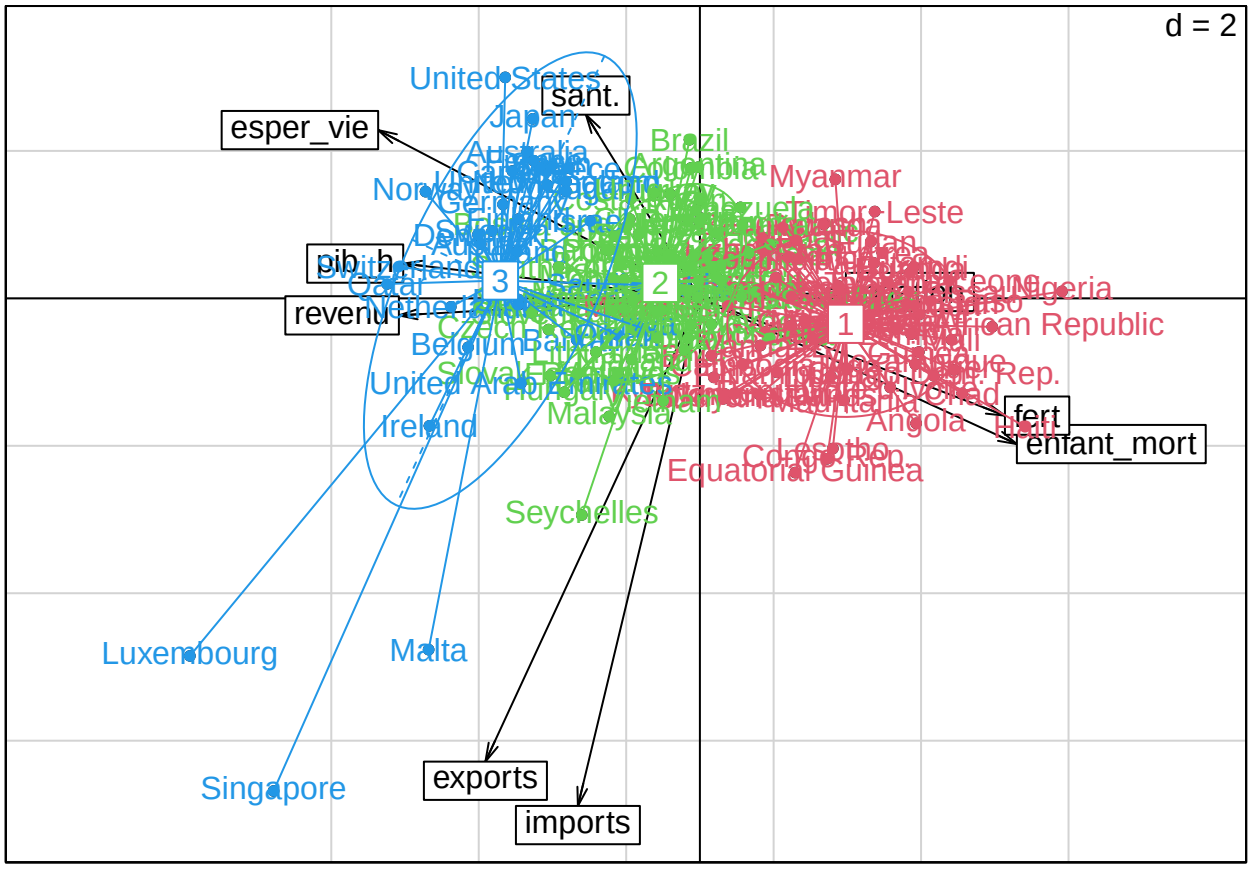
```
CCpca = dudi.pca(donnee[1:9],scannf=FALSE,nf=2)
cumsum(CCpca$eig)/sum(CCpca$eig) # 63% de variabilité expliquée sur les deux premiers axes
```

```
## [1] 0.4595174 0.6313337 0.7613762 0.8719079 0.9453100 0.9701523 0.9827566
## [8] 0.9925694 1.0000000
```

```
scatter(CCpca,posieig = "none",clab.row=0,pch=NA)
```

```
## NULL
```

```
text(CCpca$li[,1], CCpca$li[,2],labels = row.names(donnee),col=gpe+1,xpd=TRUE)
s.class(CCpca$li, factor(gpe), col = 2:4, add.plot = TRUE,clabel = 1)
```



Suite à l'analyse de nos différentes méthodes, nous nous rendons compte que 3 gros groupes se sont formés. Nous décidons de nous concentrer sur le groupe des pays les moins développés.

3.4 Visualisation des résultats obtenus (carte)

4 Traitement du groupe des pays les moins favorisés

Caractérisation de la partition obtenue Représentation informative des résultats. Graphiques adaptés, représentations factorielles si adaptées Optionnel : Représentation spatiale des résultats sur la carte de Rennes Faire une ACP

Nous allons maintenant uniquement nous pencher sur les pays les moins développés (ceux appartenant au premier groupe).

4.0.1 Partie 1 : CAH sur les pays moins développés

On decide de realiser une deuxième CAH sur le groupe 1, qui sont les pays moins développés :

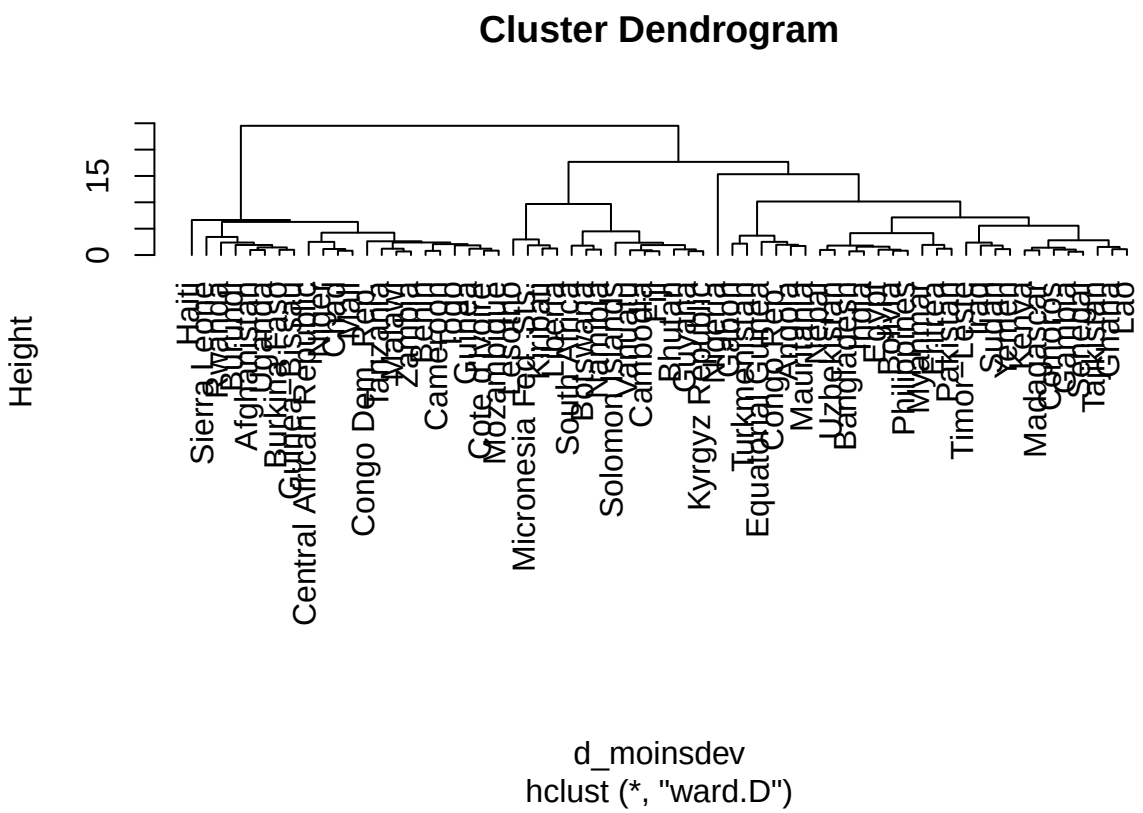
```
donnee_groupe <- donnee
donnee_groupe$gpecah <- as.factor(gpe.ward)
donnee_moinsdev <- donnee_groupe[donnee_groupe$gpecah ==1,]
donnee_moinsdev <-donnee_moinsdev[1:9]
```

On enlève la dernière colonne qui ne nous sert plus à rien.

On decide d'appliquer une CAH sur ces données avec la distance euclidienne et la stratégie d'aggrégation de ward (au vue du travail effectué plus haut c'est ce qui nous semble le plus pertinent)

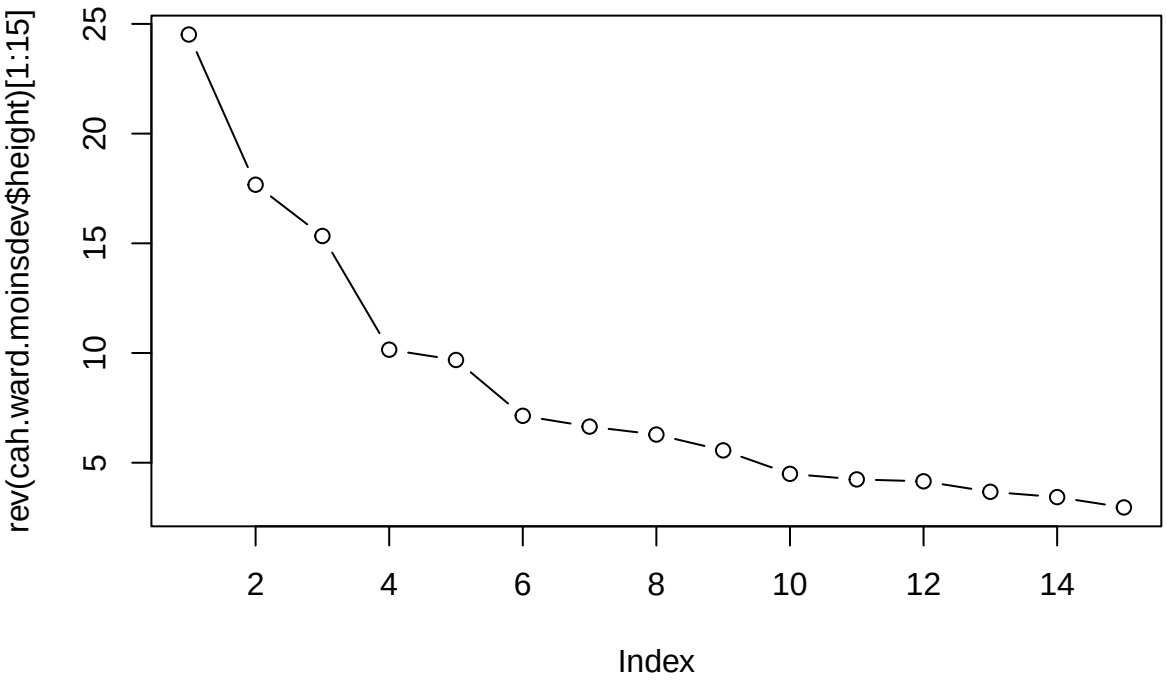
```
d_moinsdev = dist(donnee_moinsdev)
cah.ward.moinsdev = hclust(d_moinsdev,method="ward.D")

plot(cah.ward.moinsdev,hang=-1)
```



De la même façon que la seconde partie, on observe la présence d'une structure "naturelle" en un nombre de groupe modéré. Regardons la courbe de perte d'inertie (on se contente des 15 premières valeurs pour ne pas "noyer" l'information importante)

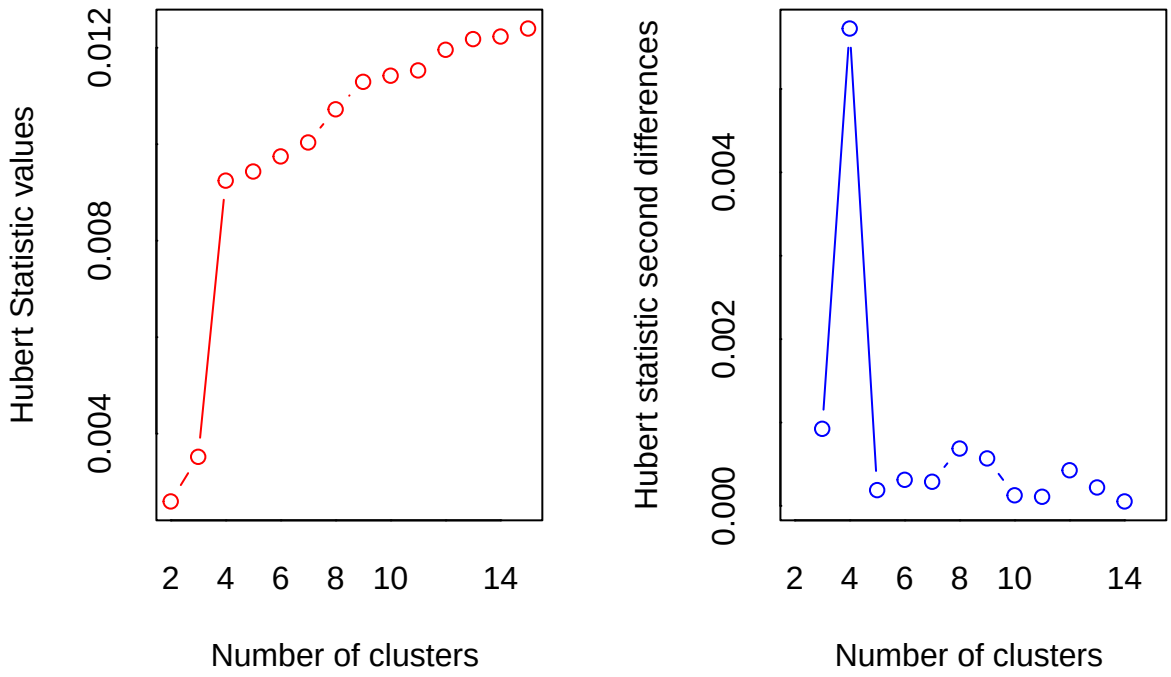
```
plot(rev(cah.ward.moinsdev$height)[1:15],type="b")
```



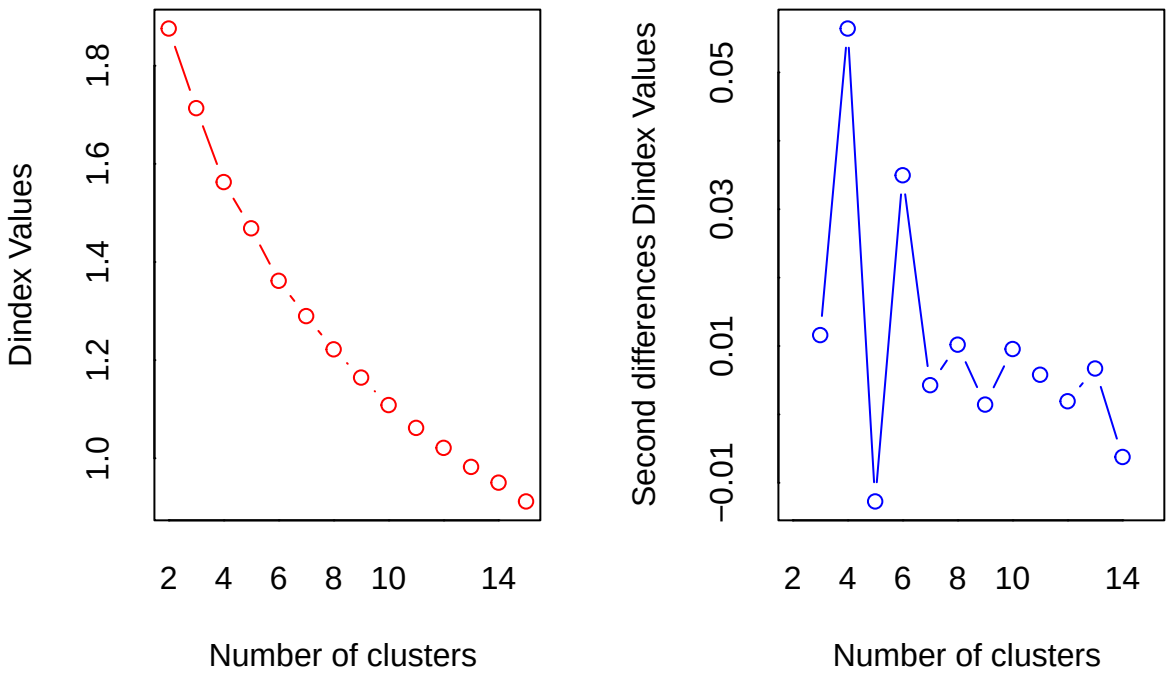
Le tracé de la perte d'inertie nous incite à choisir une partition en 4 groupes (lecture de gauche à droite : juste avant le coude ou changement de pente s'opérant au passage de 4 à 6 groupes)

On peut aussi s'aider de critères automatiques calculés dans le package `NbClust`

```
NbClust(donnee_moinsdev,min.nc = 2,max.nc = 15,method="ward.D",index="all")
```




```
## *** : The Hubert index is a graphical method of determining the number of clusters.
##                 In the plot of Hubert index, we seek a significant knee that corresponds to a
##                 significant increase of the value of the measure i.e the significant peak in Hubert
##                 index second differences plot.
##
```




```
## *** : The D index is a graphical method of determining the number of clusters.
##                 In the plot of D index, we seek a significant knee (the significant peak in Dindex
##                 second differences plot) that corresponds to a significant increase of the value of
##                 the measure.
##
## *******************************************************************
## * Among all indices:
## * 4 proposed 2 as the best number of clusters
## * 2 proposed 3 as the best number of clusters
## * 8 proposed 4 as the best number of clusters
## * 3 proposed 5 as the best number of clusters
## * 1 proposed 6 as the best number of clusters
## * 5 proposed 15 as the best number of clusters
##
##                     ***** Conclusion *****
##
## * According to the majority rule, the best number of clusters is  4
##
##
## *******************************************************************
```

```
## $All.index
##        KL      CH Hartigan    CCC     Scott     Marriot    TrCovW   TraceW
## 2  0.3883 12.9207  12.3551 2.5877  363.0264 13911997237 2553.4315 317.0411
## 3  0.3814 13.6842  25.4204 1.9072  440.1236  9559850713 1654.2922 265.0596
## 4  3.7956 20.9925   9.0571 5.4259  555.6019  2875846038  702.5026 187.9847
## 5  0.9972 20.0128   8.9011 6.0732  626.1356  1518160273  563.6929 163.6817
## 6  1.8912 19.8295   5.5642 6.7570  674.7096  1035465881  397.5363 142.5362
```

```
## 7  0.5562 18.6881   8.6302 6.8218  713.6353   774370946  351.8538 130.2524
## 8  1.3731 19.2962   6.8707 7.8378  773.6406   401800021  256.0183 113.3816
## 9  1.3054 19.4312   5.6523 8.4255  821.4176   243834537  187.1099 101.1850
## 10 1.3948 19.2928   4.3904 8.7362  867.9183   147203472  152.6398  91.9083
## 11 1.1455 18.8397   3.9477 8.7416  907.4463    96961404  129.8641  85.1141
## 12 0.9719 18.3910   4.0353 8.6853  935.3844    75077386  106.0332  79.3156
## 13 0.8223 18.1296   4.8131 8.7214  965.4181    55509159   88.7523  73.7040
## 14 1.1920 18.2955   4.2511 9.0531  991.5743    43049889   73.2914  67.4599
## 15 1.2670 18.3416   3.5485 9.2532 1036.6613    24697458   64.3842  62.2694
##    Friedman   Rubin Cindex     DB Silhouette   Duda Pseudot2   Beale Ratkowsky
## 2  474.1703  2.0505 0.2210 1.9433     0.1817 0.7968  10.4568  1.4951    0.2700
## 3  531.4995  2.4526 0.2011 1.8086     0.1960 1.0665  -1.6830 -0.3609    0.2980
## 4  544.3378  3.4582 0.3426 1.2290     0.2243 0.7129  10.4715  2.3289    0.2933
## 5  608.6435  3.9717 0.3089 1.1433     0.2397 0.4977  12.1126  5.5951    0.3139
## 6  619.1856  4.5609 0.2926 1.0923     0.2419 0.7291   7.4314  2.1250    0.3023
## 7  635.0339  4.9910 0.2841 1.2445     0.2118 1.3568  -5.2600 -1.5041    0.2869
## 8  646.2607  5.7337 0.3852 1.1287     0.2372 0.7251   7.2019  2.1624    0.2780
## 9  688.6921  6.4248 0.3854 1.1520     0.2286 0.5549   8.0228  4.3797    0.2673
## 10 707.5520  7.0733 0.3755 1.0662     0.2215 0.5265   7.1948  4.8005    0.2574
## 11 716.4159  7.6379 0.3635 1.0335     0.2291 0.7197   4.6729  2.1585    0.2521
## 12 724.0598  8.1963 0.3411 1.0730     0.2248 0.5408   6.7938  4.5329    0.2434
## 13 744.4823  8.8203 0.3242 1.0469     0.2356 0.5837   2.8526  3.4259    0.2362
## 14 756.5697  9.6367 0.3447 1.0386     0.2420 8.1930  -4.3897 -4.3934    0.2295
## 15 772.6338 10.4400 0.3486 0.9885     0.2570 3.1208  -1.3591 -2.7205    0.2230
##        Ball Ptbiserial    Frey McClain   Dunn Hubert SDindex Dindex   SDbw
## 2  158.5206     0.1661 -0.0183  0.7077 0.0987 0.0026  2.7495 1.8758 1.2264
## 3   88.3532     0.2527 -0.4439  1.4106 0.1033 0.0035  2.5346 1.7136 0.9173
## 4   46.9962     0.3661  0.2515  1.3011 0.1918 0.0092  2.0181 1.5629 0.3983
## 5   32.7363     0.3812  0.0828  1.6504 0.1918 0.0094  1.9970 1.4687 0.3693
## 6   23.7560     0.3932  2.1401  1.7577 0.1918 0.0097  2.0985 1.3617 0.3098
## 7   18.6075     0.3464 -0.1014  2.4649 0.1918 0.0100  2.5808 1.2898 0.2891
## 8   14.1727     0.3759  0.4820  2.4516 0.2717 0.0107  2.2849 1.2220 0.2419
## 9   11.2428     0.3489  0.2747  3.3008 0.2527 0.0113  2.3459 1.1645 0.2353
## 10   9.1908     0.3421  0.4000  3.6580 0.2597 0.0114  2.3922 1.1085 0.2164
## 11   7.7376     0.3339  0.4312  3.9643 0.2597 0.0115  2.4080 1.0620 0.1994
## 12   6.6096     0.3146  0.2876  4.7289 0.2597 0.0120  2.6006 1.0212 0.1949
## 13   5.6695     0.3051  0.0423  5.2169 0.2597 0.0122  2.6006 0.9825 0.1866
## 14   4.8186     0.3079  0.0437  5.3009 0.2867 0.0122  2.6004 0.9504 0.1820
## 15   4.1513     0.3099  0.0593  5.3619 0.3011 0.0124  2.5316 0.9121 0.1601
##
## $All.CriticalValues
##    CritValue_Duda CritValue_PseudoT2 Fvalue_Beale
## 2          0.7098            16.7607       0.1478
## 3          0.6621            13.7821       1.0000
## 4          0.6573            13.5542       0.0158
## 5          0.5447            10.0311       0.0000
## 6          0.6225            12.1297       0.0296
## 7          0.6225            12.1297       1.0000
## 8          0.6153            11.8814       0.0269
## 9          0.5139             9.4601       0.0001
## 10         0.4742             8.8696       0.0001
## 11         0.5447            10.0311       0.0305
## 12         0.4742             8.8696       0.0001
## 13         0.3418             7.7024       0.0039
## 14         0.3854             7.9739       1.0000
## 15         0.2098             7.5336       1.0000
```

```
##
## $Best.nc
##                       KL      CH Hartigan     CCC    Scott    Marriot   TrCovW
## Number_clusters 4.0000  4.0000   4.0000 15.0000   4.0000          4   4.0000
## Value_Index     3.7956 20.9925  16.3633  9.2532 115.4783 5326318910 951.7895
##                   TraceW Friedman   Rubin Cindex      DB Silhouette   Duda
## Number_clusters  4.0000   5.0000  4.0000 3.0000 15.0000     15.000 2.0000
## Value_Index     52.7719  64.3057 -0.4921 0.2011  0.9885      0.257 0.7968
##                 PseudoT2  Beale Ratkowsky    Ball PtBiserial Frey McClain
## Number_clusters   2.0000 2.0000    5.0000  3.0000     6.0000    1  2.0000
## Value_Index      10.4568 1.4951    0.3139 70.1674     0.3932   NA  0.7077
##                     Dunn Hubert SDindex Dindex    SDbw
## Number_clusters 15.0000      0   5.000      0 15.0000
## Value_Index      0.3011      0   1.997      0  0.1601
##
## $Best.partition
##              Afghanistan                   Angola               Bangladesh
##                        1                        2                        2
##                    Benin                   Bhutan                  Bolivia
##                        1                        3                        2
##                 Botswana             Burkina Faso                  Burundi
##                        3                        1                        1
##                 Cambodia                 Cameroon Central African Republic
##                        3                        1                        1
##                     Chad                  Comoros          Congo Dem. Rep.
##                        1                        2                        1
##              Congo Rep.            Cote d'Ivoire                    Egypt
##                        2                        1                        2
##        Equatorial Guinea                  Eritrea                     Fiji
##                        2                        2                        3
##                    Gabon                   Gambia                    Ghana
##                        2                        2                        2
##                   Guinea            Guinea-Bissau                   Guyana
##                        1                        1                        3
##                    Haiti                    India                     Iraq
##                        1                        2                        2
##                    Kenya                 Kiribati          Kyrgyz Republic
##                        2                        3                        3
##                      Lao                  Lesotho                  Liberia
##                        2                        3                        3
##               Madagascar                   Malawi                     Mali
##                        2                        1                        1
##               Mauritania     Micronesia Fed. Sts.               Mozambique
##                        2                        3                        1
##                  Myanmar                  Namibia                    Nepal
##                        2                        3                        2
##                    Niger                  Nigeria                 Pakistan
##                        1                        4                        2
##              Philippines                   Rwanda                  Senegal
##                        2                        1                        2
##             Sierra Leone          Solomon Islands             South Africa
##                        1                        3                        3
##                    Sudan               Tajikistan                 Tanzania
##                        2                        2                        1
##              Timor-Leste                     Togo             Turkmenistan
##                        2                        1                        2
```

```
##                  Uganda               Uzbekistan                  Vanuatu
##                       1                        2                        3
##                   Yemen                   Zambia
##                       2                        1
```

C'est aussi une partition en 5 groupes qui obtient un vote majoritaire, nous confortant dans notre premier choix. Néanmoins, on peut déjà observé la variabilité des réponses apportées par les différents critères. Cela souligne l'importance de garder une inspection visuelle de la courbe d'inertie/dendrogramme.

- Partition en 5 groupes

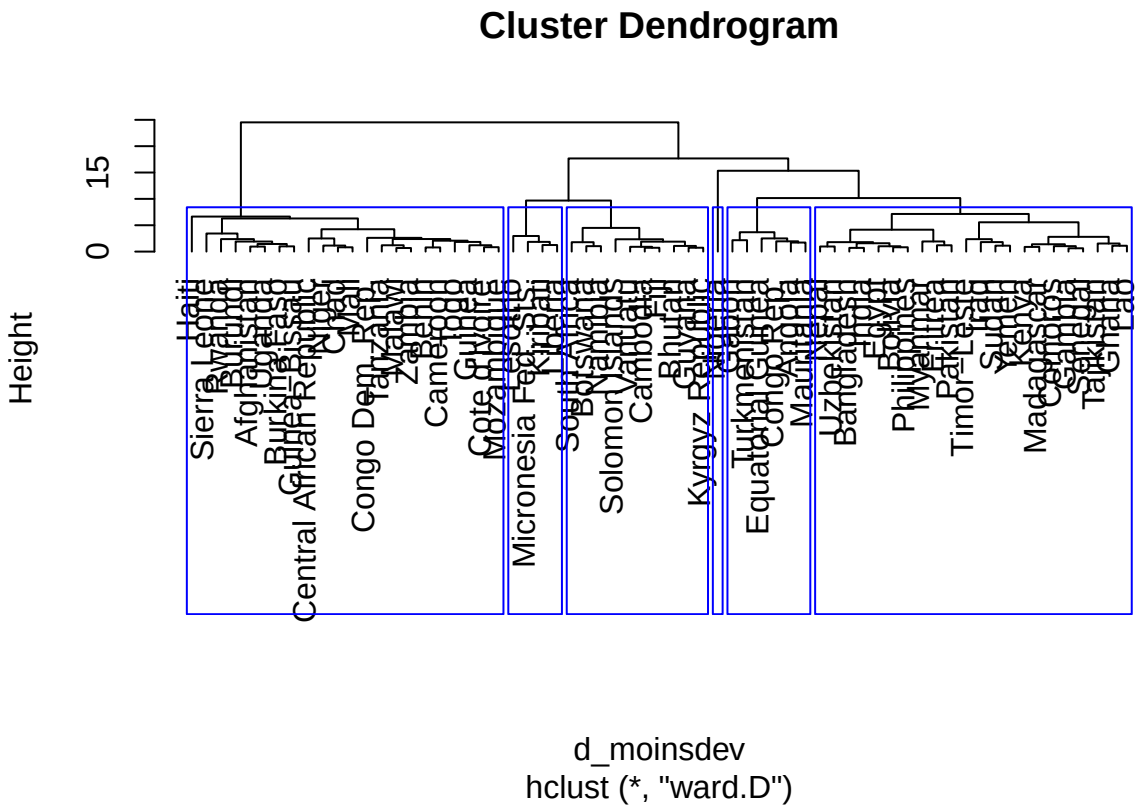
```
K=6
gpe.ward.moinsdev = cutree(cah.ward.moinsdev,k=K)
gpe.ward.moinsdev
```

```
##              Afghanistan                   Angola               Bangladesh
##                        1                        2                        3
##                    Benin                   Bhutan                  Bolivia
##                        1                        4                        3
##                 Botswana             Burkina Faso                  Burundi
##                        4                        1                        1
##                 Cambodia                 Cameroon Central African Republic
##                        4                        1                        1
##                     Chad                  Comoros          Congo Dem. Rep.
##                        1                        3                        1
##               Congo Rep.            Cote d'Ivoire                    Egypt
##                        2                        1                        3
##        Equatorial Guinea                  Eritrea                     Fiji
##                        2                        3                        4
##                    Gabon                   Gambia                    Ghana
##                        2                        3                        3
##                   Guinea            Guinea-Bissau                   Guyana
##                        1                        1                        4
##                    Haiti                    India                     Iraq
##                        1                        3                        3
##                    Kenya                 Kiribati          Kyrgyz Republic
##                        3                        5                        4
##                      Lao                  Lesotho                  Liberia
##                        3                        5                        5
##                Madagascar                   Malawi                     Mali
##                        3                        1                        1
##                Mauritania     Micronesia Fed. Sts.                Mozambique
##                        2                        5                        1
##                   Myanmar                  Namibia                    Nepal
##                        3                        4                        3
##                     Niger                  Nigeria                 Pakistan
##                        1                        6                        3
##               Philippines                   Rwanda                  Senegal
##                        3                        1                        3
##              Sierra Leone          Solomon Islands             South Africa
##                        1                        4                        4
##                     Sudan               Tajikistan                 Tanzania
##                        3                        3                        1
##               Timor-Leste                     Togo              Turkmenistan
##                        3                        1                        2
##                    Uganda               Uzbekistan                  Vanuatu
```

```
##                          1                          3                          4
##                      Yemen                     Zambia
##                          3                          1
```

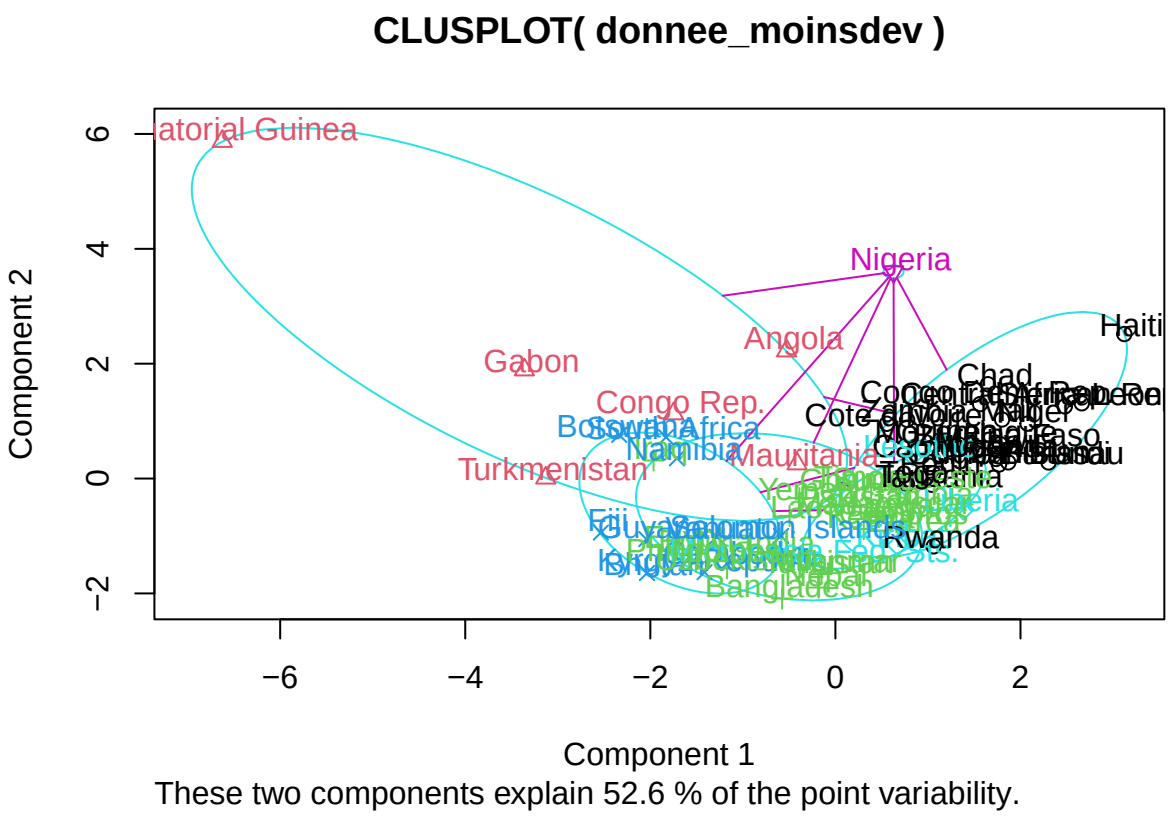
- Representation du dendogramme avec les différents groupes obtenus

```
plot(cah.ward.moinsdev,hang=-1)
rect.hclust(cah.ward.moinsdev, K, border ="blue")
```



- Clusplot

```
clusplot(donnee_moinsdev, gpe.ward.moinsdev, labels = nbc, col.p = as.numeric(gpe.ward.moinsdev))
```



4.0.2 Avec les kmeans :

?????

Nous allons maintenant chercher à interpréter les groupes obtenus à l'aide de la fonction catdes.

```
gpe = cutree(cah.ward.moinsdev,k=6)
donnee_moinsdev$gpecah = as.factor(gpe)
interpcah_moinsdev = catdes(donnee_moinsdev,num.var = 10)
interpcah_moinsdev
```

```
##
## Link between the cluster variable and the quantitative variables
## ================================================================
##                   Eta2      P-value
## inflation   0.8277805 2.843357e-21
## exports     0.6632833 8.049063e-13
## imports     0.6101392 5.390651e-11
## enfant_mort 0.5882342 2.567210e-10
## sant.       0.5186260 2.154148e-08
## fert        0.5140868 2.806410e-08
## esper_vie   0.4686508 3.443915e-07
## pib_h       0.4190328 4.103777e-06
## revenu      0.3879273 1.718424e-05
##
## Description of each cluster by quantitative variables
## =====================================================
## $`1`
```

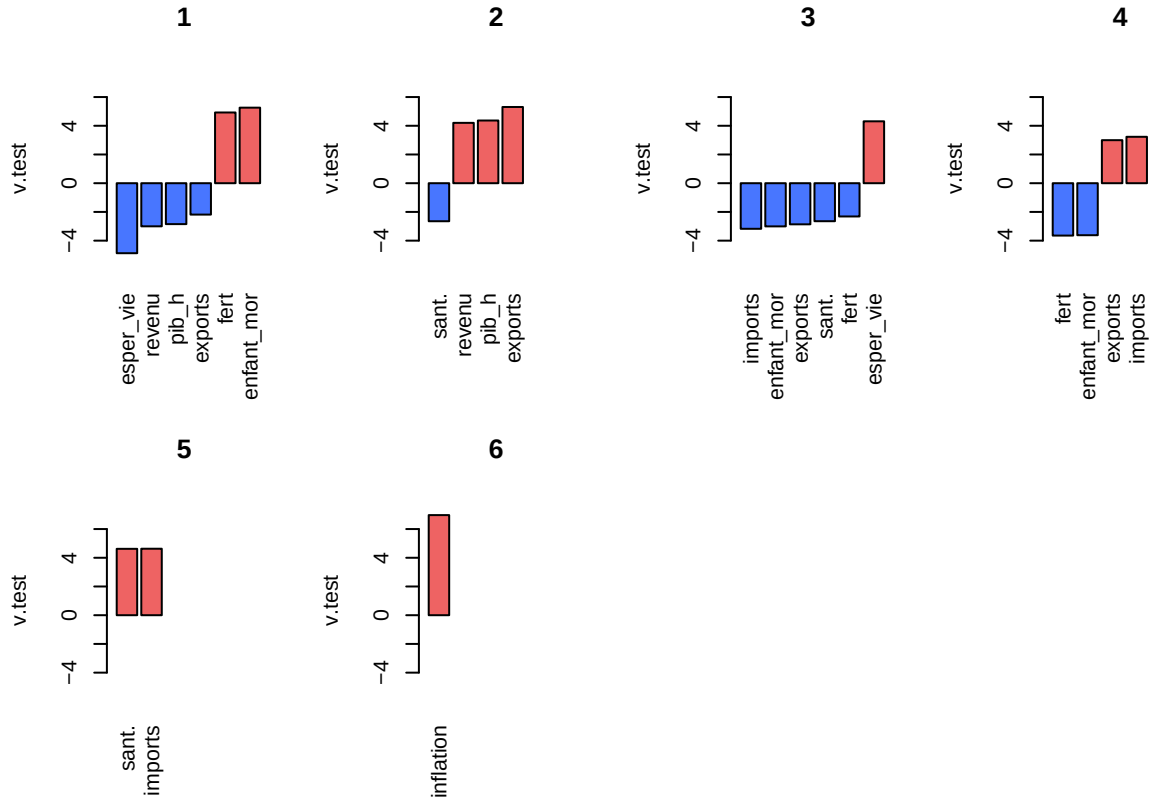
```
##                v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
## enfant_mort  5.261392        1.8430922    1.0052894     0.79735402  0.9111885
## fert         4.925025        1.7224261    0.9839659     0.55035786  0.8579969
## exports     -2.186203       -0.6274248   -0.3685552     0.40605966  0.6775757
## pib_h       -2.849173       -0.6717963   -0.6024230     0.01693266  0.1393288
## revenu      -3.003598       -0.8096345   -0.6754601     0.03448857  0.2556201
## esper_vie   -4.875814       -1.6638156   -1.0165444     0.69122515  0.7596372
##                   p.value
## enfant_mort 1.429687e-07
## fert        8.434950e-07
## exports     2.880075e-02
## pib_h       4.383308e-03
## revenu      2.668077e-03
## esper_vie   1.083606e-06
##
## $`2`
##            v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
## exports  5.307884        1.0411868   -0.3685552      0.4938734  0.6775757
## pib_h    4.366455       -0.3639549   -0.6024230      0.2925059  0.1393288
## revenu   4.202999       -0.2543316   -0.6754601      0.5379379  0.2556201
## sant.   -2.648928       -1.2556338   -0.2535490      0.3040798  0.9651035
##              p.value
## exports 1.109051e-07
## pib_h   1.262793e-05
## revenu  2.634019e-05
## sant.   8.074750e-03
##
## $`3`
##                v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
## esper_vie    4.310725       -0.4442895   -1.0165444      0.3459917  0.7596372
## fert        -2.316082        0.6366917    0.9839659      0.7296534  0.8579969
## sant.       -2.646476       -0.6998983   -0.2535490      0.6137348  0.9651035
## exports     -2.864561       -0.7077496   -0.3685552      0.4090737  0.6775757
## enfant_mort -3.007297        0.5264196    1.0052894      0.4282767  0.9111885
## imports     -3.175471       -0.5612330   -0.1108258      0.5264829  0.8116414
##                   p.value
## esper_vie   1.627198e-05
## fert        2.055378e-02
## sant.       8.133517e-03
## exports     4.175879e-03
## enfant_mort 2.635821e-03
## imports     1.495932e-03
##
## $`4`
##                v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
## imports      3.231242       0.65799486   -0.1108258      0.6567251  0.8116414
## exports      2.998008       0.22694519   -0.3685552      0.2785296  0.6775757
## enfant_mort -3.622402       0.03768858    1.0052894      0.2773539  0.9111885
## fert        -3.646689       0.06674115    0.9839659      0.3585549  0.8579969
##                   p.value
## imports     0.0012325344
## exports     0.0027175010
## enfant_mort 0.0002918801
## fert        0.0002656413
##
## $`5`
```

```
##           v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
## imports 4.630851         1.723895   -0.1108258      0.3596272  0.8116414
## sant.   4.621737         1.923780   -0.2535490      0.4510464  0.9651035
##              p.value
## imports 3.641654e-06
## sant.   3.805401e-06
##
## $`6`
##             v.test Mean in category Overall mean sd in category Overall sd
## inflation 6.971909         9.102343    0.2824583              0    1.26506
##                p.value
## inflation 3.126695e-12
```

```
head(donnee_moinsdev)
```

```
##             enfant_mort      exports      sant.     imports     revenu
## Afghanistan   1.2876597 -1.134866649  0.2782514 -0.08220771 -0.8058219
## Angola        2.0017872  0.773056185 -1.4437289 -0.16481961 -0.5832892
## Bangladesh    0.2759790 -0.915984488 -1.1998120 -1.03637509 -0.7627678
## Benin         1.8034185 -0.631437679 -0.9886601 -0.40026351 -0.7949287
## Bhutan        0.1098452  0.050745055 -0.5881996  0.98348572 -0.5563155
## Bolivia       0.2065500  0.003320587 -0.7192594 -0.52005075 -0.6087067
##                inflation   esper_vie       fert      pib_h gpecah
## Afghanistan  0.15686445 -1.61423717  1.8971765 -0.6771431      1
## Angola       1.38289444 -1.17569847  2.1217698 -0.5147203      2
## Bangladesh  -0.06071803 -0.01750653 -0.4082076 -0.6659584      3
## Benin       -0.65244778 -0.98454058  1.5933150 -0.6659584      1
## Bhutan      -0.16950927  0.17365136 -0.3751792 -0.5883752      4
## Bolivia      0.09442774  0.11742845  0.1664870 -0.5992871      3
```

```
plot.catdes(interpcah_moinsdev,barplot=T)
```




```
CCpca_moinsdev = dudi.pca(donnee_moinsdev[1:9],scannf=FALSE,nf=2)
```

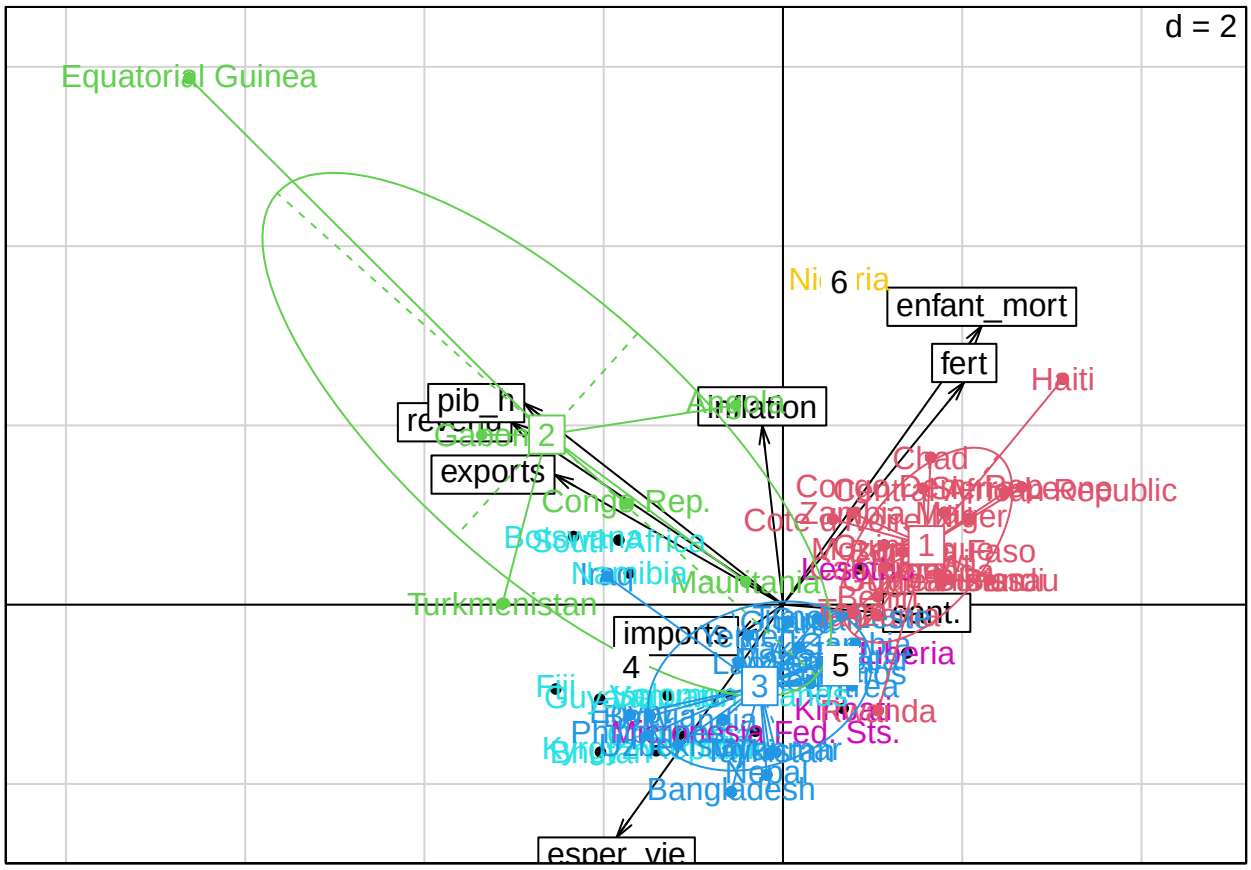
```
cumsum(CCpca_moinsdev$eig)/sum(CCpca_moinsdev$eig) # 52% de variabilité expliquée sur les deux premiers
```

```
## [1] 0.3176225 0.5259903 0.7065002 0.8096545 0.8955336 0.9556743 0.9804839
## [8] 0.9966107 1.0000000
```

```
scatter(CCpca_moinsdev,posieig = "none",clab.row=0,pch=NA)
```

```
## NULL
```

```
text(CCpca_moinsdev$li[,1], CCpca_moinsdev$li[,2],labels =row.names(donnee_moinsdev),col=gpe+1,xpd=TRUE)
s.class(CCpca_moinsdev$li, factor(gpe), col = 2:4, add.plot = TRUE,clabel = 1)
```



5 Conclusion vis à vis des choix effectués

Quels points peuvent être critiqués dans votre choix Quelles pistes pourraient être exploréess pour aller plus loin et/ou mieux explorer ces données ?

Nous avons fait un premier gros choix suite à l'obtention de nos premiers résultats. En effet, nous n'avons sélectionné que le groupe dont les pays étaient en sous-devéloppement. Ce choix peut être critiqué. Cependant, ayant déjà un grand nombre de pays dans ce groupe et n'ayant "que" 10 millions de dollars à partager, nous avons décidé de ne prioriser que ce groupe.

Nous avons enusite retraité ce groupe de pays défavorisés afin de pouvoir observer les pays qui étaient le plus en difficulté. Là encore, nous avons du faire un choix : donner une grosse somme d'argent aux pays dans le besoin puis une somme d'argent plus faible aux pays qui en ont moins besoin, mais une aide sera là quand même.

6 Suggestion d’une liste de pays à aider en priorité

7 Pour aller plus loin

7.1 Améliorations

7.2 Pistes