

Les pays à aider

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

Margaux Bailleul
Oriane Duclos

16 April, 2023

Contents

1 Compréhension et pré-traitement des données	1
1.1 Statistiques descriptives	2
1.2 Pré-traitement	2
2 Classification des pays en utilisant les différents algorithmes abordés en cours	4
2.1 CAH	4
2.2 Algorithme des Kmeans	17
2.3 Interprétation des groupes	19
2.4 Visualisation des résultats obtenus (carte)	24
3 Traitement du groupe des pays les moins favorisés	24
3.1 CAH sur les pays moins développés	24
4 Conclusion vis à vis des choix effectués	37
5 Suggestion d'une liste de pays à aider en priorité	37
6 Pour aller plus loin	44

1 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

1.1 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
```

1.2 Pré-traitement

Gestion des données manquantes

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

```
FALSE
1503
```

Nous n'avons aucune donnée manquante dans notre base de données.

Traitement des valeurs aberrantes

Nous observons grâce au summary que notre export maximal est à 200. Nous décidons d'aller chercher un peu plus loin et nous nous rendons vite compte que ces valeurs élevées correspondent à des pays riches comme Malte, le Luxembourg ou encore Singapour.

Nous observons également un import maximal à 174. En allant un peu plus loin, nous nous rendons vite compte que c'est pour la même réponse que précédemment.

Nous n'avons donc aucun valeur aberrante dans notre base de données.

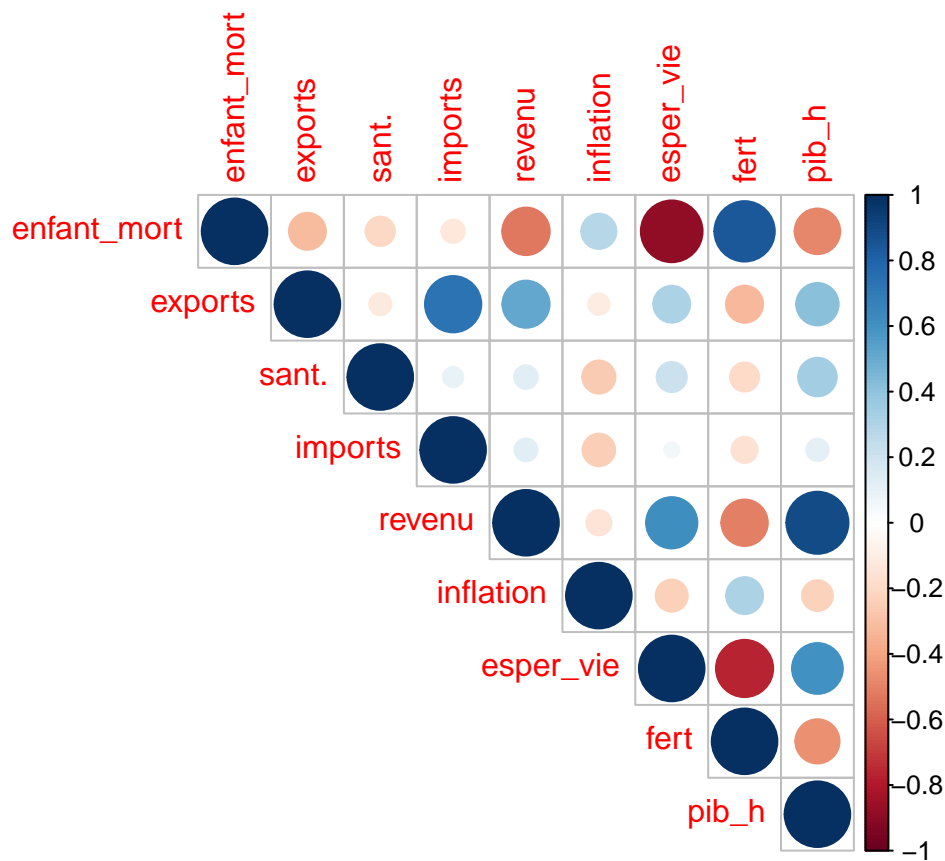
Standardisation ?

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 à 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. Nous allons ici utiliser la méthode scale afin de centrer et de réduire les données, qui ici ne sont pas aux mêmes unités.

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

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 nos résultats plus tard.

Nous allons alors classer les pays en fonction du nombre de décès d'enfants de moins de 5 ans pour 1000 naissances, des exportations de biens et services par habitant, des dépenses totales de santé par habitant, des importations de biens et services par habitant, du revenu net moyen par personne, de la mesure du taux de croissance annuel du PIB total, de l'espérance de vie, du nombre moyen d'enfants par femme et enfin du PIB par habitant.

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

Nous allons tout d'abord faire une CAH puis ensuite faire l'algorithme des k-means.

2.1 CAH

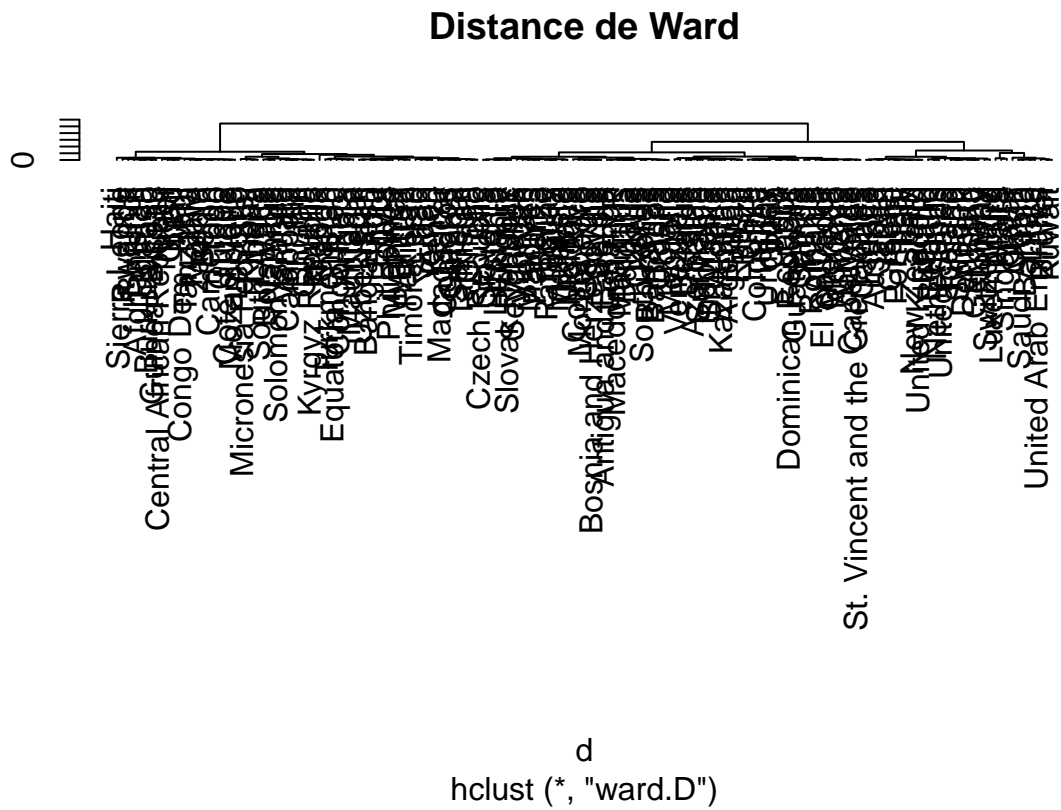
La CAH (Classification Ascendante Hiérarchique) est une méthode d'analyse de données qui permet de regrouper des individus ou des variables similaires en clusters (groupes) selon leur ressemblance. Elle est utilisée pour l'identification de groupes homogènes, la visualisation de la structure des données et la découverte de tendances et de relations entre les variables.

Nous allons tester les différentes distances abordées afin de déterminer laquelle est la plus pertinente.

```
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")
```

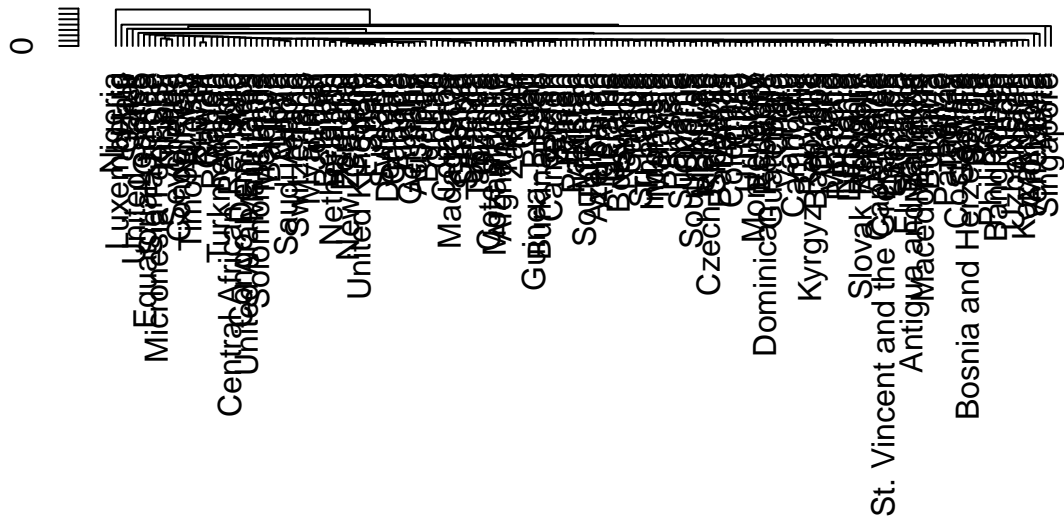
Dendrogrammes

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



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

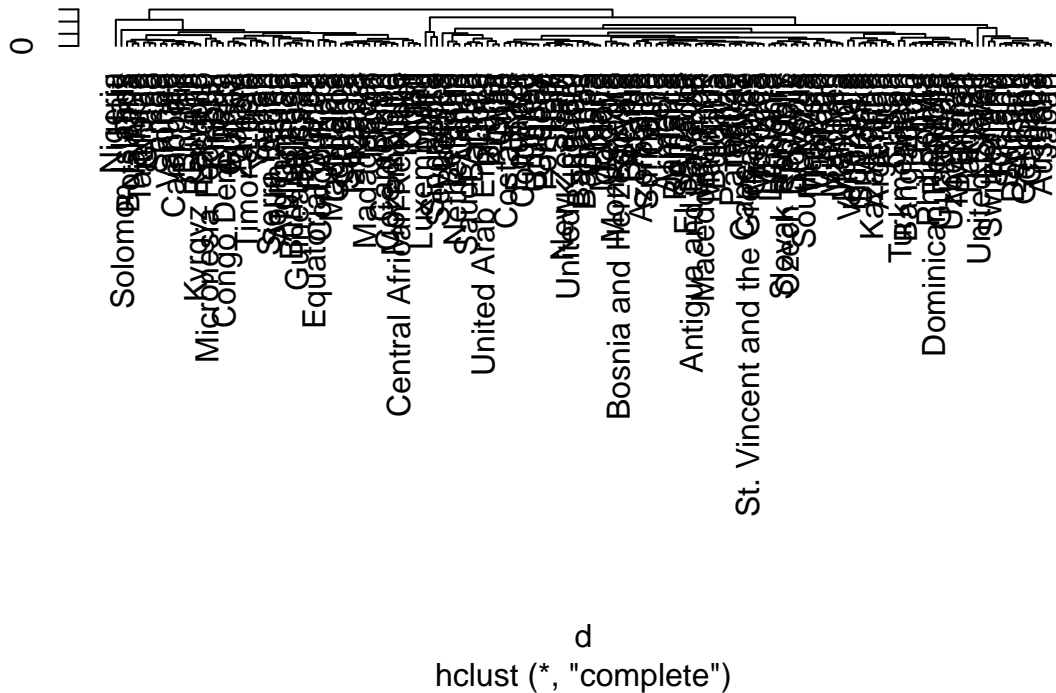
Distance du saut minimal



d
hclust (*, "single")

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

Distance du saut maximal



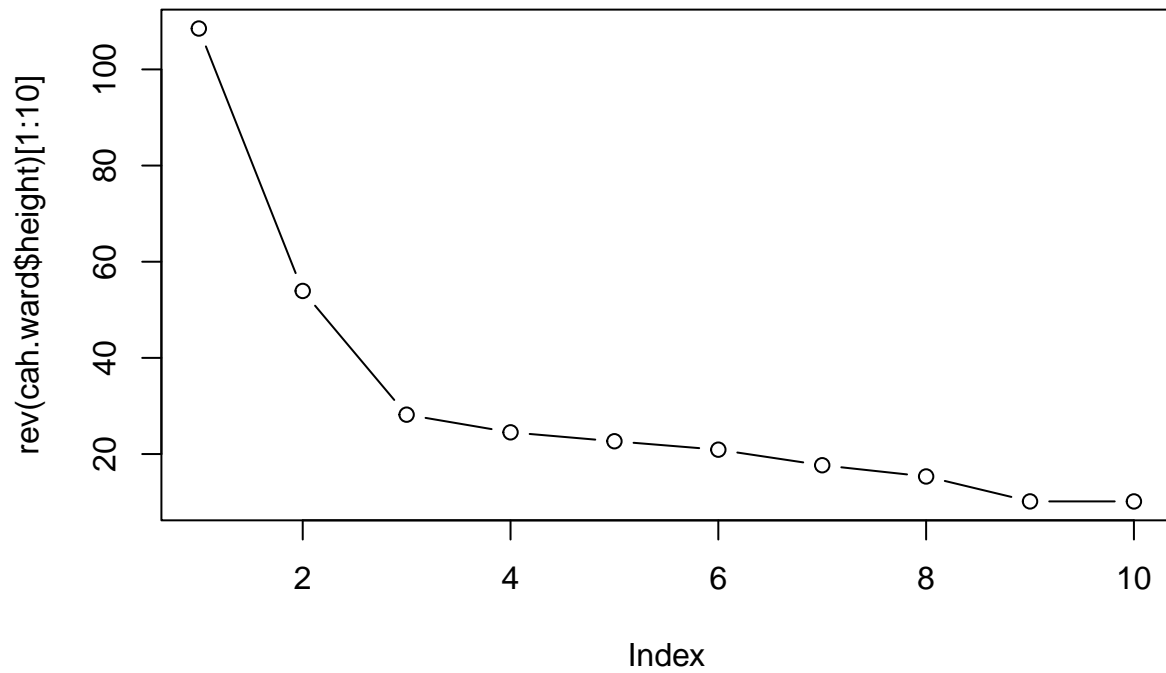
On s'aperçoit que c'est le critère de Ward qui correspond le mieux à nos données. On voit déjà qu'on peut partitionner nos données en 3 ou 4 groupes.

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 distincts possible (inertie inter-classes élevée). L'inertie inter-classe est logiquement maximale (égale à l'inertie 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")
```

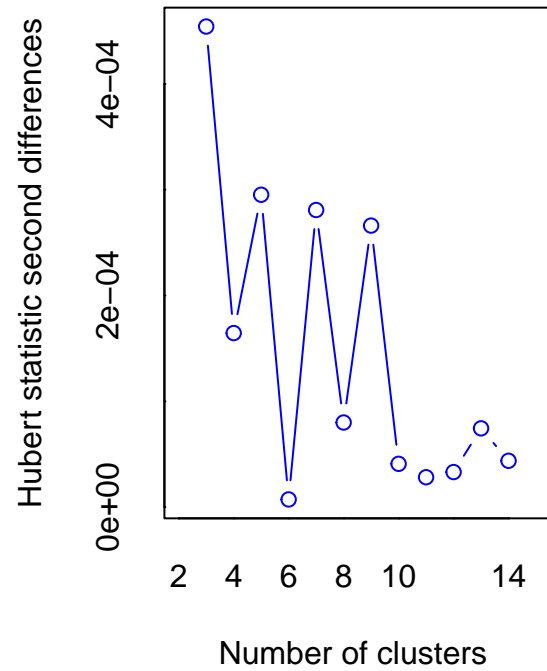
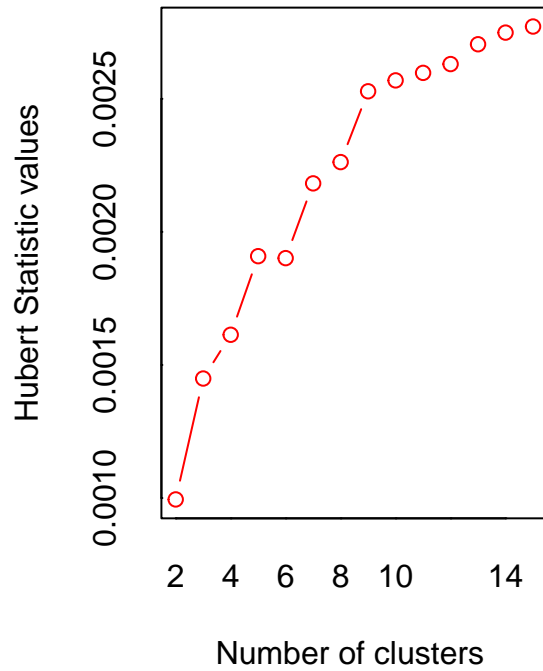
Distance de Ward



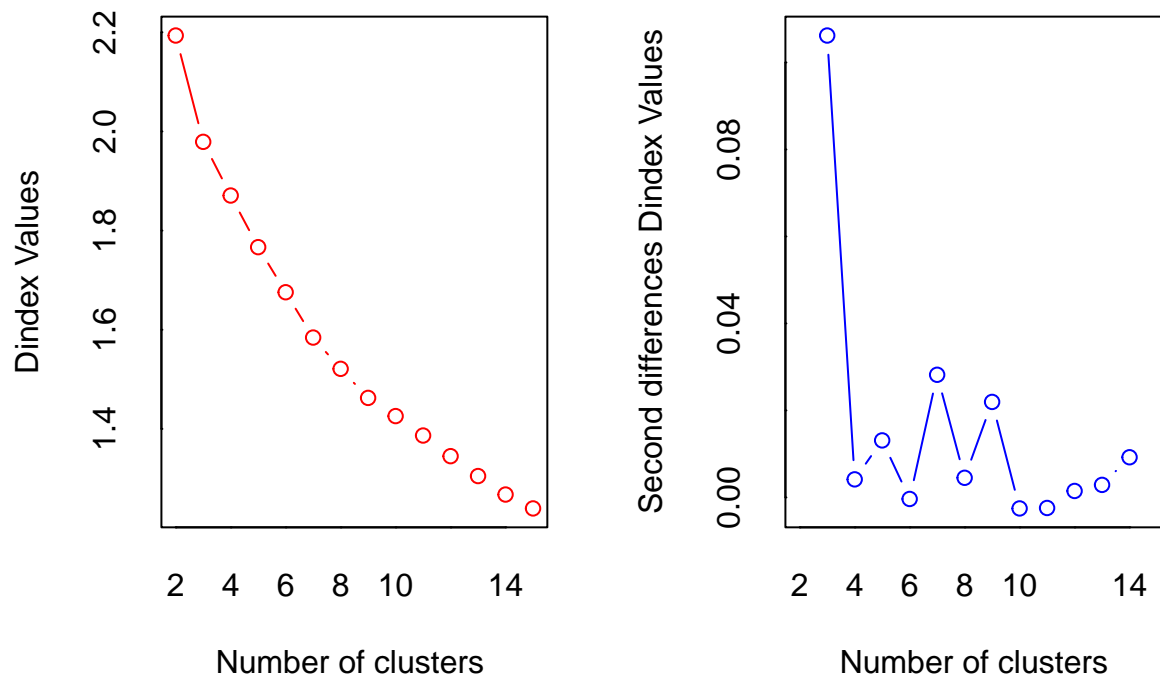
Avec le critère de Ward, la trace de la perte d'inertie nous incite à choisir des partitions en 3 groupes ("coude" très visible).

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

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

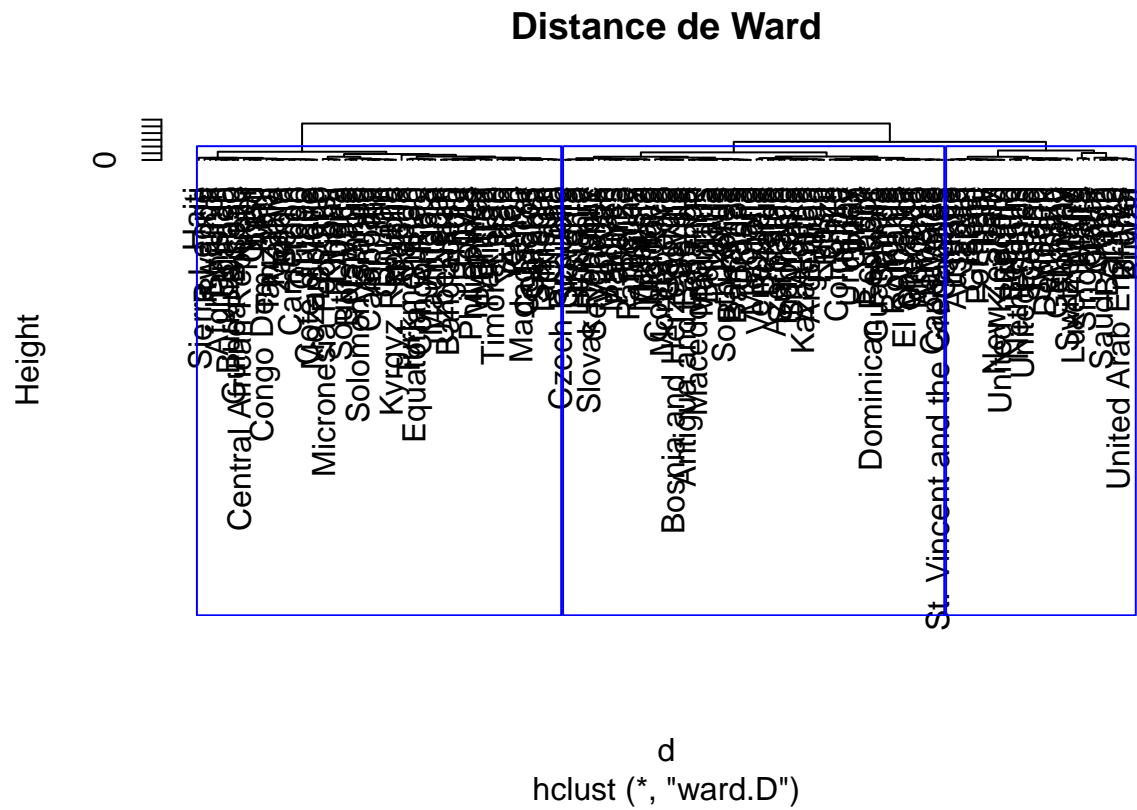
2	1
Malawi	Malaysia
1	2
Maldives	Mali
2	1
Malta	Mauritania
2	1
Mauritius	Micronesia Fed. Sts.
2	1
Moldova	Mongolia
2	2
Montenegro	Morocco
2	2
Mozambique	Myanmar
1	1
Namibia	Nepal
1	1
Netherlands	New Zealand
2	2
Niger	Nigeria
1	1
Norway	Oman
2	2
Pakistan	Panama
1	2
Paraguay	Peru
2	2
Philippines	Poland
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	

On nous dit que 5 ont proposés 2 et 4 comme le meilleur nombre de clusters à choisir, et 4 ont proposé que 3 était le meilleur nombre de clusters. Au vu de l'interprétation graphique faite précédemment, nous allons rester sur 3 clusters, qui nous semble le plus pertinent.

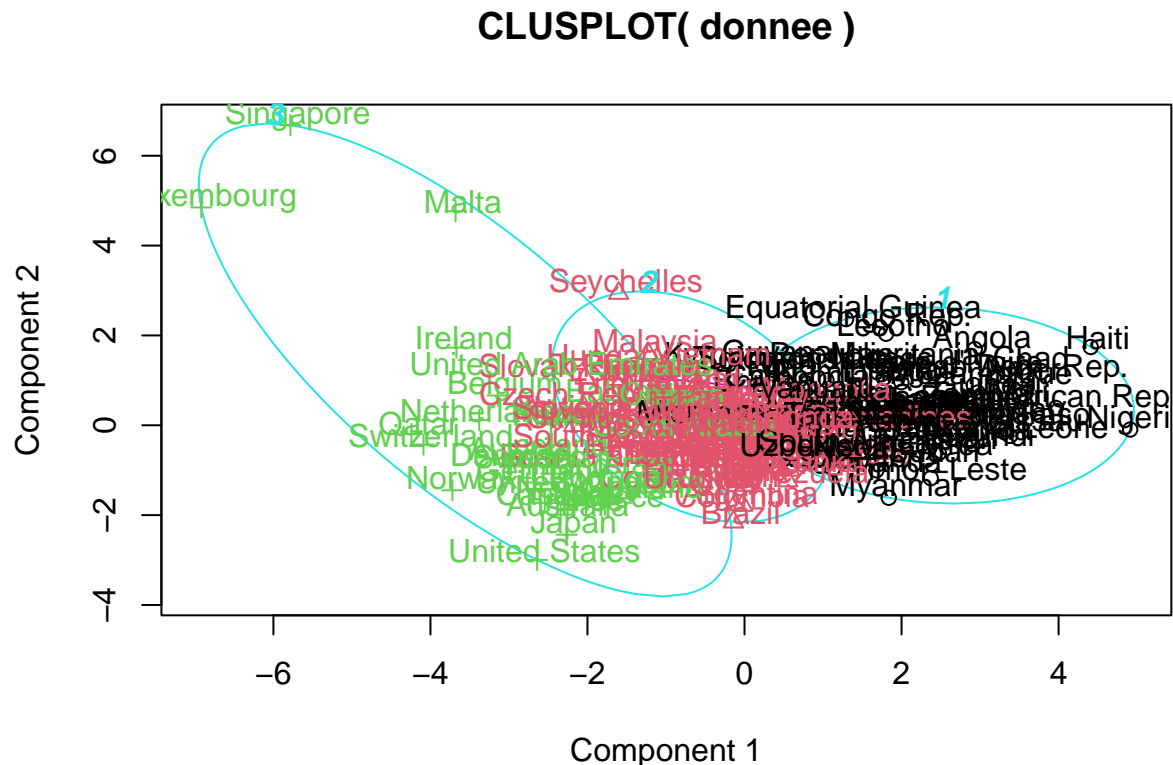
Cutree

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



Nous visualisons donc le partitionnement des 3 groupes sur le dendrogramme.

```
clusplot(donnee, gpe.ward, labels = 2, col.p = as.numeric(gpe.ward))
```

These two components explain 63.13 % of the point variability.

Ce graphe correspond à la représentation des groupes sur les deux premiers axes principaux d'une ACP. De plus, des ellipses de contour autour des groupes sont tracées. On observe ici en colorant les points avec leur vraie classe que les groupes vert et rouge et rouge et noir sont difficiles à retrouver.

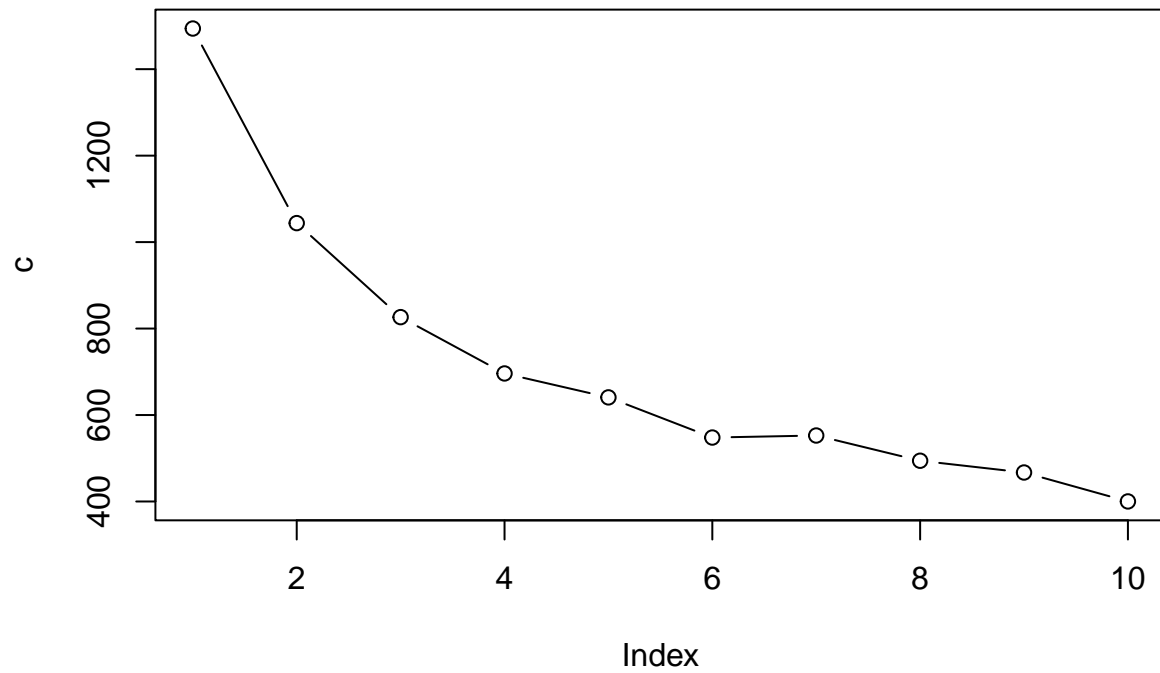
Les deux composantes expliquent 63.13% de la variance. Cela signifie que les deux composantes principales (axes) du graphique de la CAH représentent ensemble X% de la variance totale des données. En d'autres termes, les deux premiers axes expliquent 63.13% de l'information contenue dans les données, ce qui permet de visualiser les relations entre les individus ou les variables dans un espace en deux dimensions.

Les 3 groupes sont reconnaissables mais superposés à certains endroits, particulièrement entre le groupe rouge et les deux autres.

Nous avons opté pour la création de trois groupes plutôt que quatre. Nous avons observé que lors de la partition en quatre groupes, le groupe des pays développés était scindé. Or, dans le cadre de cette analyse, notre intérêt se concentre exclusivement sur les pays en difficulté auxquels un budget devra être alloué. Donc il le partitionnement en 4 groupes n'apportera pas plus d'information à notre analyse.

2.2 Algorithme des Kmeans

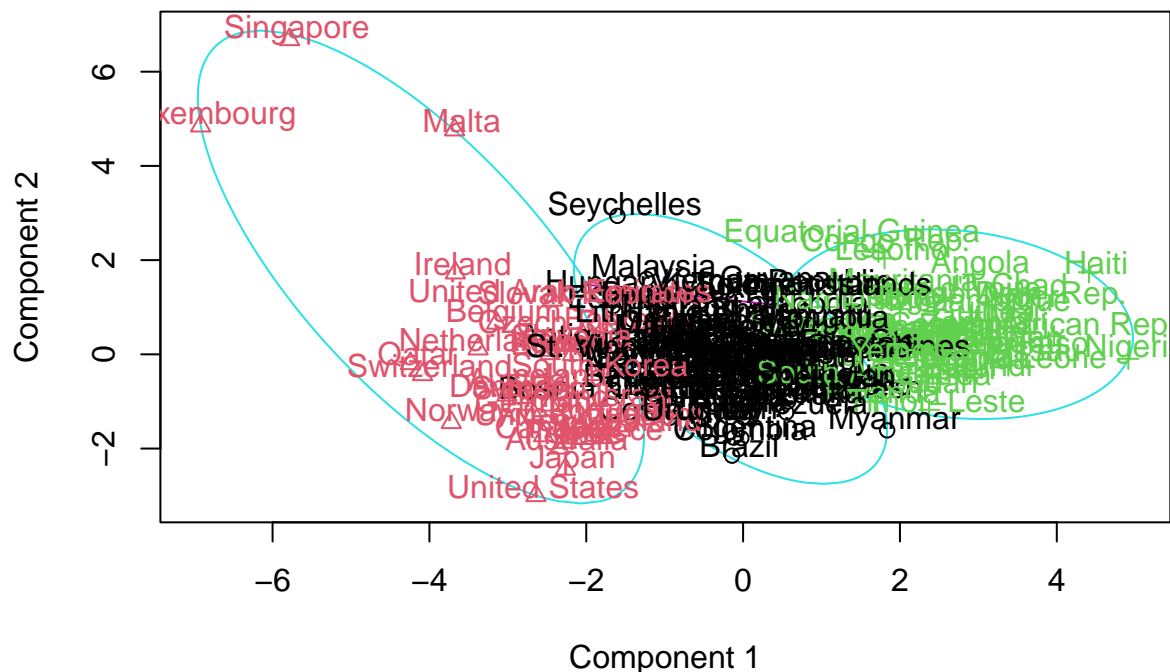
Nous allons à présent utiliser l'algorithme des k-means pour nous conforter dans notre choix de K suite à la CAH. Nous pouvons appliquer l'algorithme pour plusieurs choix de K possibles et tracer la courbe d'évolution de l'inertie. On lance l'algorithme des kmeans et on observe l'évolution de la variance 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 $K=4$ groupes en appliquant la méthode dite « du coude ». Ayant, grâce à la CAH, choisi de garder $K=3$, nous allons conserver ce nombre pour les k-means. En effet, en prenant $K=4$, nous nous rendons compte que CONTINUER

```
K=3
donnee.kmeans = kmeans(donnee,K,nstart=50)
gpe = donnee.kmeans$cluster
clusplot(donnee,gpe,labels=3,col.p=gpe)
```

CLUSPLOT(donnee)



These two components explain 63.13 % of the point variability.

2.3 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

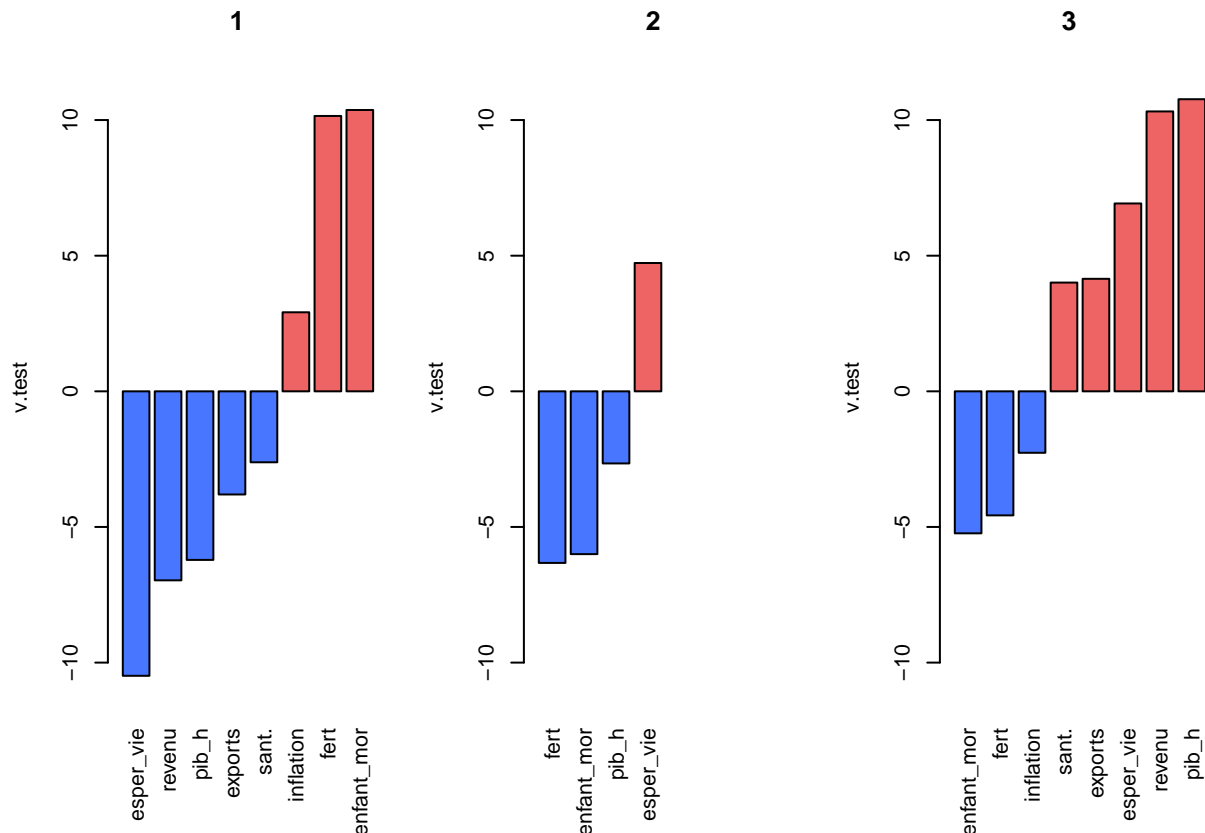
	p.value
pib_h	4.868867e-27
revenu	5.831062e-25
esper_vie	4.333583e-12
exports	3.362651e-05
sant.	6.090858e-05
inflation	2.343864e-02
fert	4.816923e-06
enfant_mort	1.654969e-07

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
```

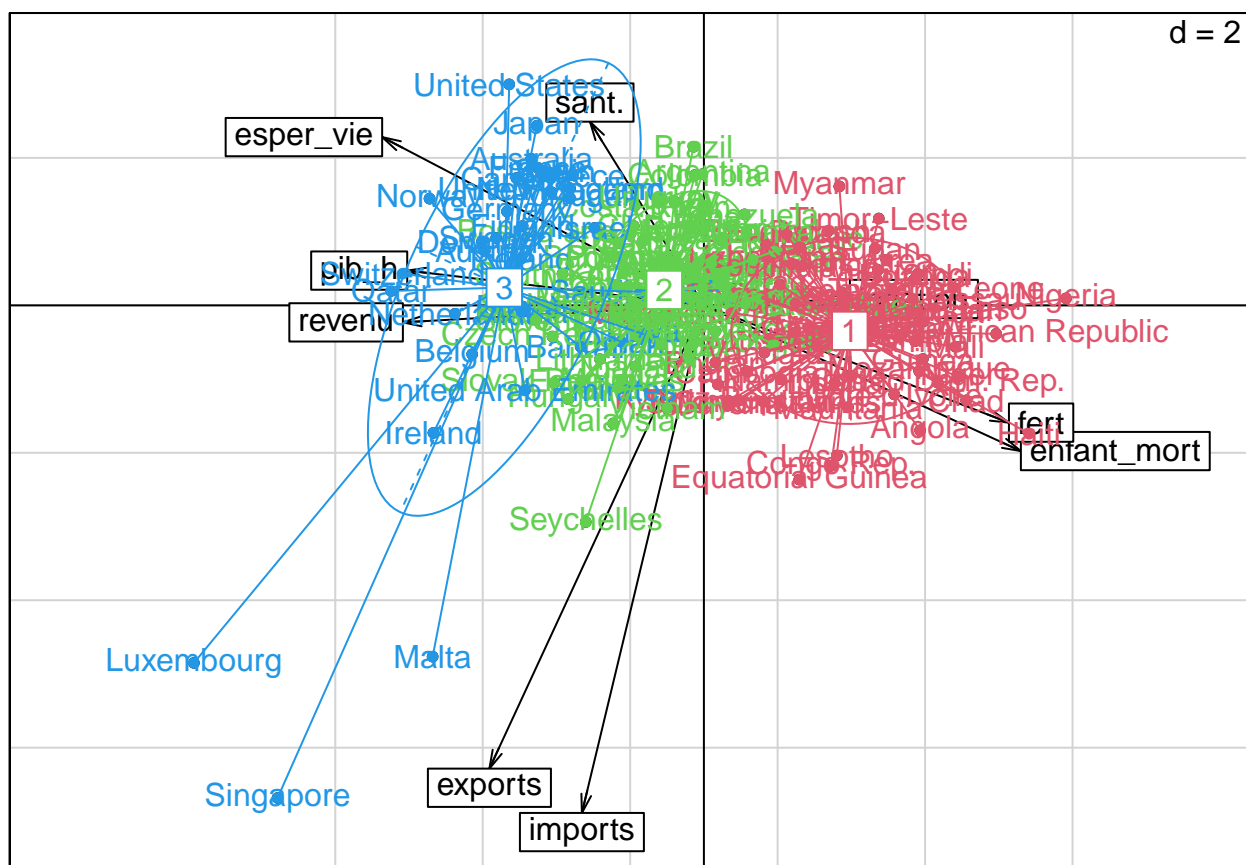
```
[1] 0.4595174 0.6313337 0.7613762 0.8719079 0.9453100 0.9701523 0.9827566
[8] 0.9925694 1.0000000
```

Nous avons donc 63% de variabilité expliqués sur les deux premiers axes. Nous allons alors faire une ACP afin de déterminer CONTINUER

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

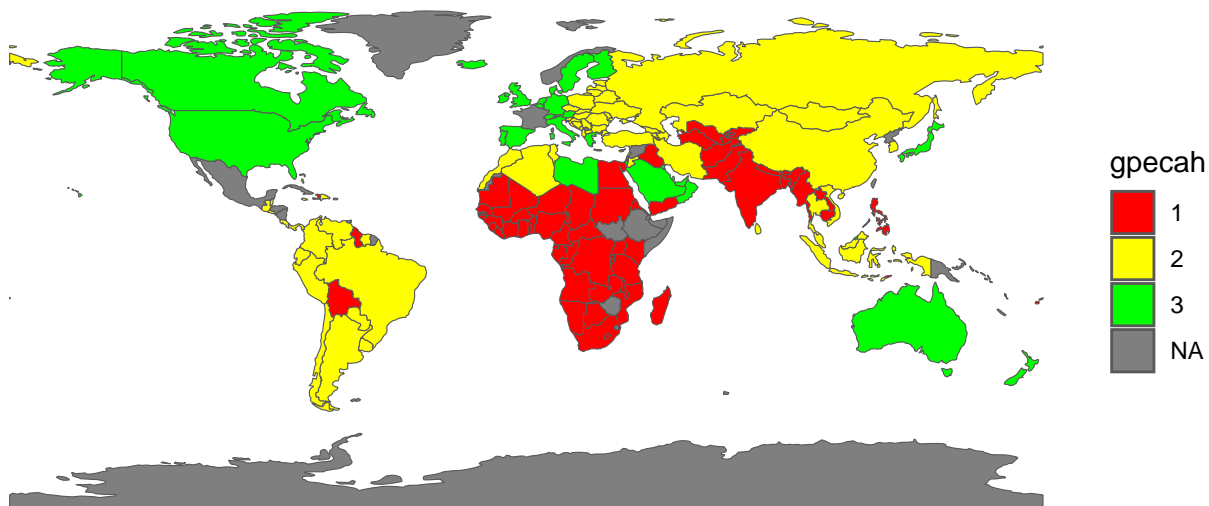
NULL

```
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.

2.4 Visualisation des résultats obtenus (carte)



Voici une représentation cartographique de nos 3 groupes. Pour le choix des couleurs (rouge étant les pays les plus dans le besoin et vert les pays le moins dans le besoin), nous nous sommes basées sur la représentation de la CAH faite plus haut ainsi que sur le rendu du catdes. En effet, nous apercevons que dans le groupe 1 (les pays qui ont un fort taux de mortalité infantile et une faible espérance de vie) se trouvent des pays comme l'Angola ou le Nigeria. Nous avons alors reliés la couleur rouge au groupe de ces pays. On observe bien que les pays dans le besoin (les individus se trouvant dans le groupe 1 de notre cah) se situent principalement en Afrique et en Asie.

3 Traitement du groupe des pays les moins favorisés

Nous allons maintenant uniquement nous pencher sur les pays les moins développés (ceux appartenant au premier groupe, représentés en rouge sur la carte).

3.1 CAH sur les pays moins développés

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

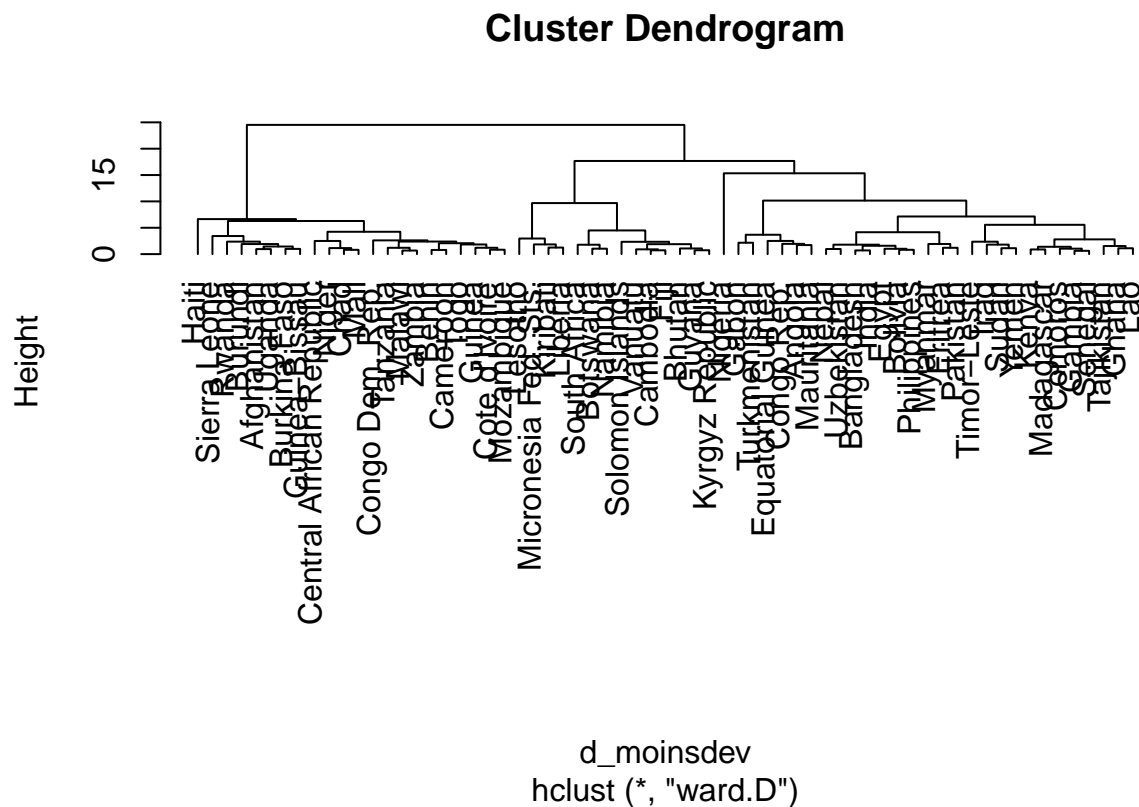
```
set.seed(123)
donnee_groupe <- donnee
donnee_groupe$gpecah <- as.factor(gpe.ward)
donnee_moinsdev <- donnee_groupe[donnee_groupe$gpecah ==1,]
donnee_moinsdev <-donnee_moinsdev[1:9]
```


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

On décide 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)

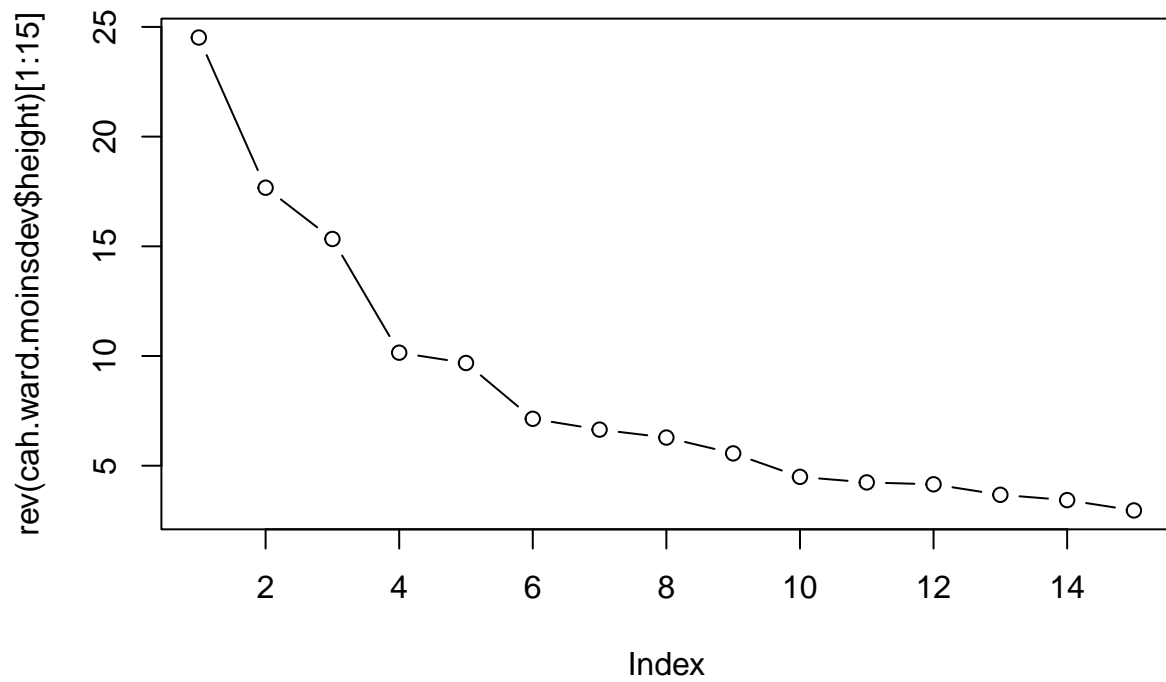
```
d_moinsdev = dist(donnee_moinsdev)
cah.ward.moinsdev = hclust(d_moinsdev,method="ward.D")
```

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



De la même façon que la seconde partie (classification des pays), 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)

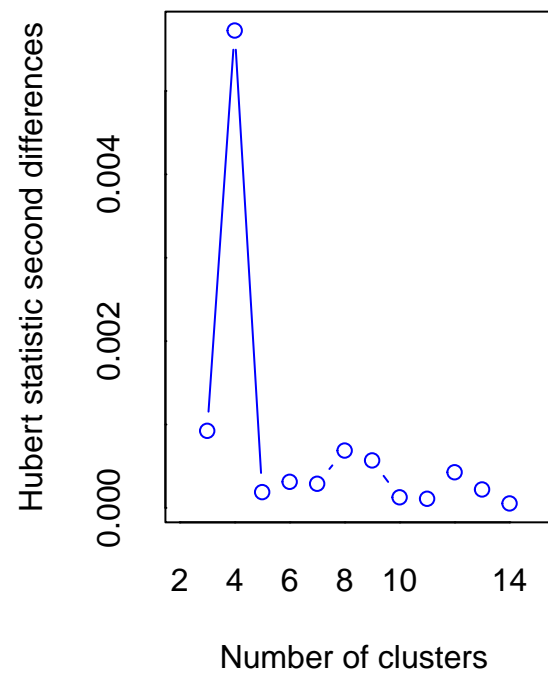
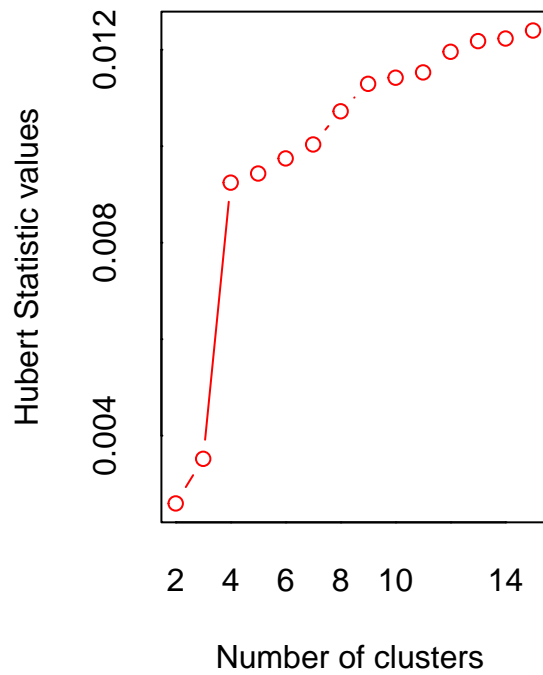
```
plot(rev(cah.ward.moinsdev$height)[1:15],type="b")
```



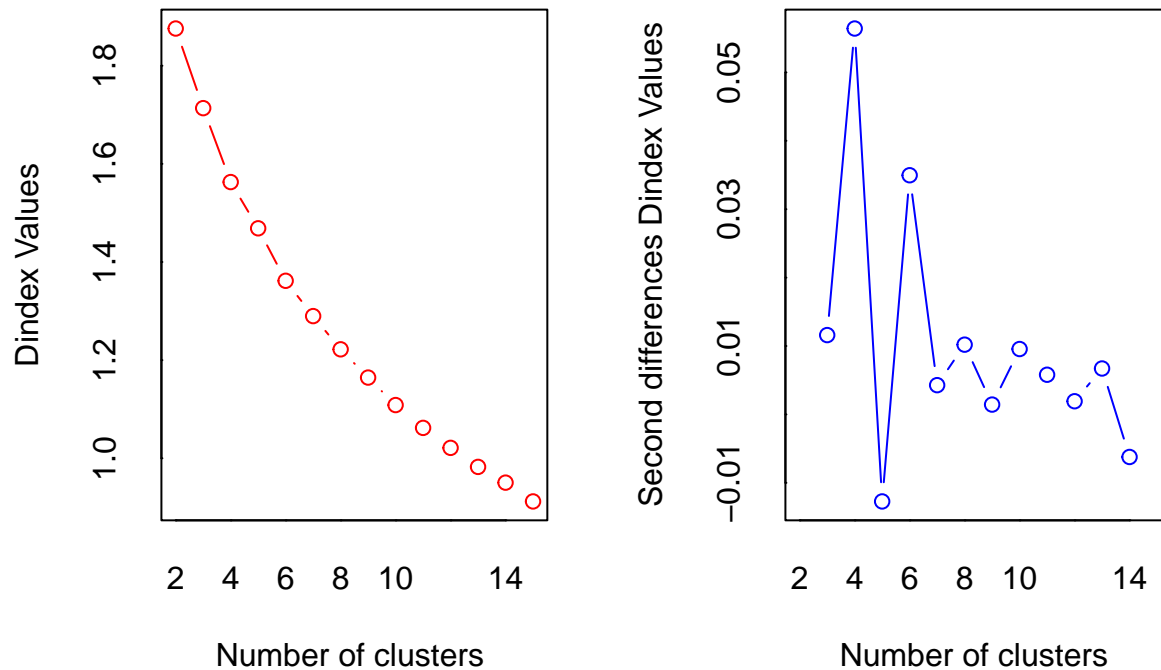
Le tracé de la perte d'inertie nous incite à choisir une partition en 4 ou 6 groupes.

Nous allons alors nous 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	

Grâce à ce critère, nous remarquons que le nombre de groupe optimal est 4. Cela nous permet de choisir 4 groupes plutôt que 6. Néanmoins, on peut déjà observer la variabilité des réponses apportées par les différents critères. Cela souligne l'importance de garder une inspection visuelle de la courbe d'inertie/dendrogramme.

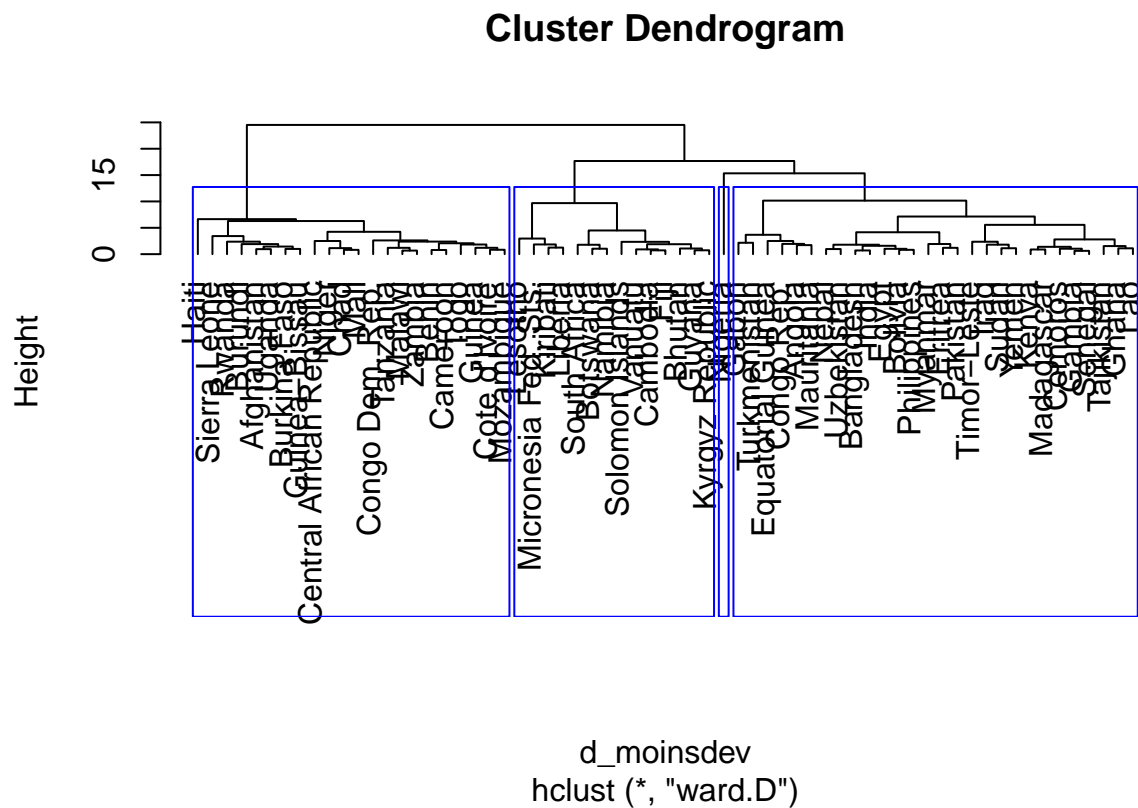
- Partition en 4 groupes

K=4

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

- Representation du dendrogramme avec les différents groupes obtenus

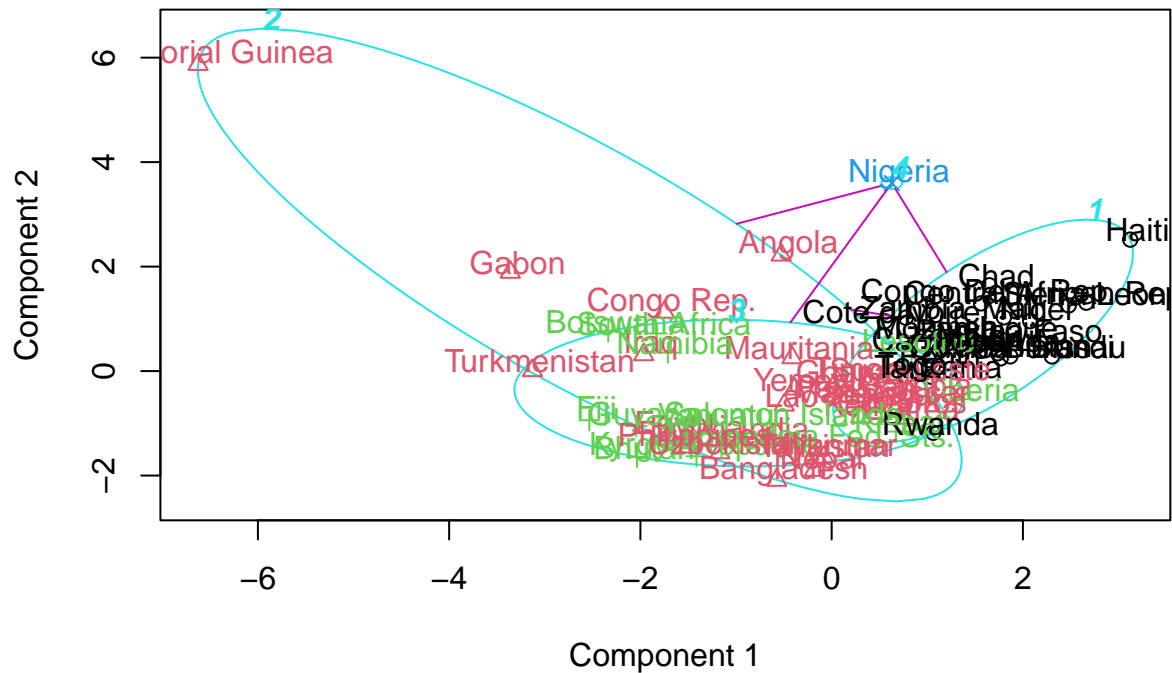
```
plot(cah.ward.moinsdev, hang=-1)
rect.hclust(cah.ward.moinsdev, K, border ="blue")
```



- Clusplot

```
clusplot(donnee_moinsdev, gpe.ward.moinsdev, labels = 2, col.p = as.numeric(gpe.ward.moinsdev))
```

CLUSPLOT(donnee_moinsdev)



These two components explain 52.6 % of the point variability.

Interprétation des groupes

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

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

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	

```

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	0.8098763	5.838633e-22
enfant_mort	0.5143017	1.247528e-09
imports	0.4998563	3.009160e-09
fert	0.4681760	1.899536e-08
esper_vie	0.4294883	1.553533e-07
sant.	0.2992704	6.958987e-05
revenu	0.1425769	2.377525e-02
pib_h	0.1298349	3.588552e-02

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
esper_vie	4.535257	-0.5215048	-1.0165444	0.3839077	0.7596372	
revenu	2.120512	-0.5975726	-0.6754601	0.3311795	0.2556201	
enfant_mort	-2.575247	0.6681116	1.0052894	0.5408431	0.9111885	
imports	-2.833831	-0.4413247	-0.1108258	0.5869818	0.8116414	
sant.	-4.077343	-0.8189844	-0.2535490	0.6064388	0.9651035	

	p.value
esper_vie	5.753343e-06
revenu	3.396289e-02
enfant_mort	1.001685e-02
imports	4.599361e-03
sant.	4.555321e-05

\$'3'

	v.test	Mean	in category	Overall mean	sd in category	Overall sd
imports	5.543085	0.96253770	-0.1108258	0.7595265	0.8116414	
sant.	3.145366	0.47068049	-0.2535490	1.0515402	0.9651035	
exports	2.168253	-0.01804648	-0.3685552	0.4911084	0.6775757	
enfant_mort	-3.371144	0.27243675	1.0052894	0.5368191	0.9111885	
fert	-3.691599	0.22829733	0.9839659	0.4621054	0.8579969	

	p.value
imports	2.971878e-08
sant.	1.658791e-03
exports	3.013947e-02
enfant_mort	7.485663e-04
fert	2.228482e-04

\$'4'

	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

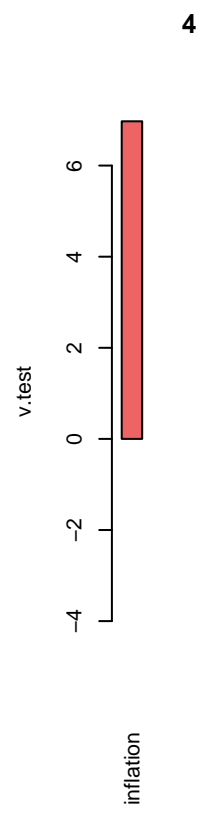
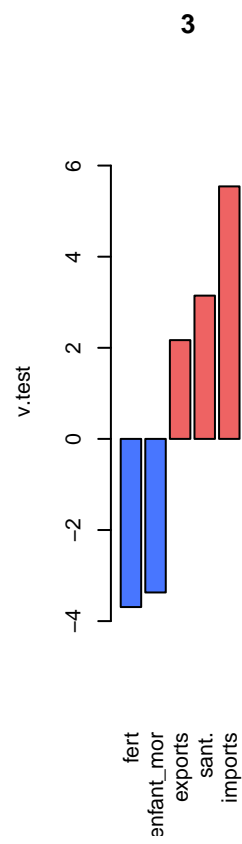
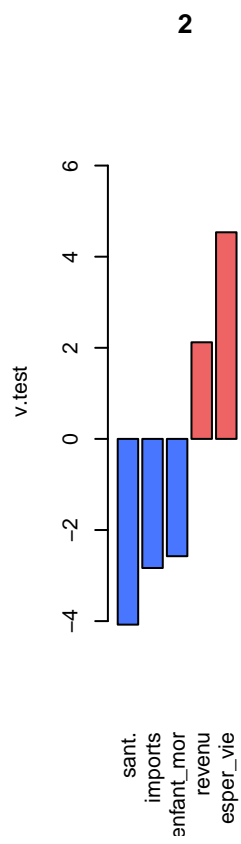
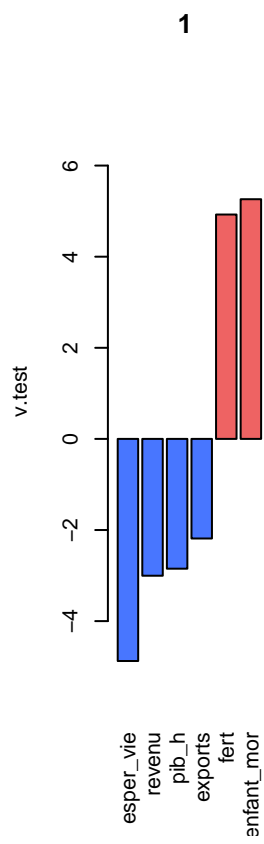
head(donnee_moinsdev)

	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	2
Benin	-0.65244778	-0.98454058	1.5933150	-0.6659584	1
Bhutan	-0.16950927	0.17365136	-0.3751792	-0.5883752	3
Bolivia	0.09442774	0.11742845	0.1664870	-0.5992871	2

plot.catdes(interpcah_moinsdev,barplot=T)

```
set.seed(123)
```




```
# Formater les nombres dans le tableau
tab <- format(tab, scientific = FALSE, digits = 1)

# Afficher le tableau
tab
```

```
      1      2      3      4 Sum
"22" "28" "14" " 1" "65"
```

Notons que le groupe 1 est le groupe à aider en priorité.

4 Conclusion vis à vis des choix effectués

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-développement. 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 ensuite re-traité ce groupe de pays défavorisés afin de pouvoir observer les pays qui étaient le plus en difficulté. Là encore, nous avons dû 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. Cela nous a donc amenées à répartir l’argent de façon différente entre les pays.

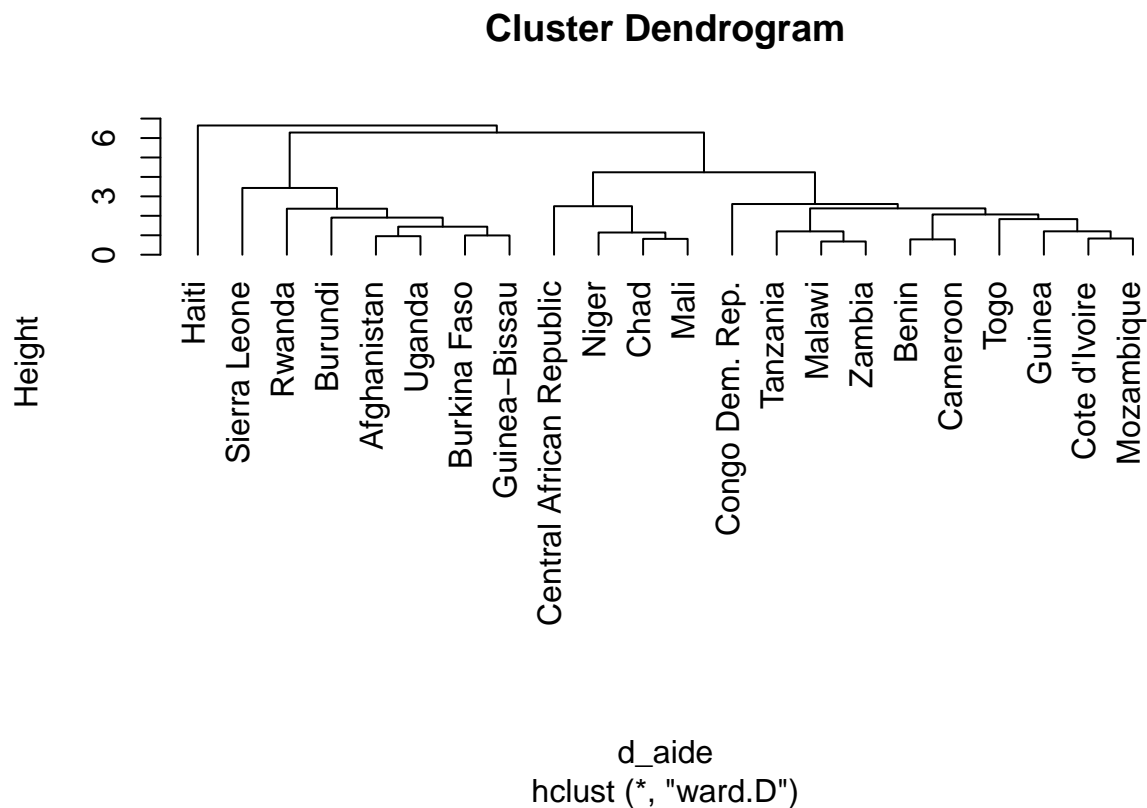
5 Suggestion d’une liste de pays à aider en priorité

```
[1] "Il y a 22 pays à aider en priorité dont voici la liste :"
```

```
Afghanistan
Benin
Burkina Faso
Burundi
Cameroon
Central African Republic
Chad
Congo Dem. Rep.
Cote d’Ivoire
Guinea
Guinea-Bissau
Haiti
Malawi
Mali
Mozambique
Niger
Rwanda
Sierra Leone
Tanzania
Togo
Uganda
Zambia
```

On va réaliser une méthode rapide des K-means pour choisir ce que l’on alloue comme budget pour nos 22 pays.

```
d_aide = dist(aide)
cah.ward.aide = hclust(d_aide,method="ward.D")
plot(cah.ward.aide,hang=-1)
```



```
gpe.ward.aide = cutree(cah.ward.aide,k=3)
```

```
gpe = cutree(cah.ward.aide,k=3)
gpe
```

Afghanistan	Benin	Burkina Faso
1	2	1
Burundi	Cameroon	Central African Republic
1	2	2
Chad	Congo Dem. Rep.	Cote d'Ivoire
2	2	2
Guinea	Guinea-Bissau	Haiti
2	1	3
Malawi	Mali	Mozambique
2	2	2
Niger	Rwanda	Sierra Leone
2	1	1
Tanzania	Togo	Uganda
2	2	1
Zambia		
2		

```
aide$gpecah = as.factor(gpe)
interpcah_aide = catdes(aide,num.var = 10)
interpcah_moinsdev
```

Link between the cluster variable and the quantitative variables

=====

	Eta2	P-value
inflation	0.8098763	5.838633e-22
enfant_mort	0.5143017	1.247528e-09
imports	0.4998563	3.009160e-09
fert	0.4681760	1.899536e-08
esper_vie	0.4294883	1.553533e-07
sant.	0.2992704	6.958987e-05
revenu	0.1425769	2.377525e-02
pib_h	0.1298349	3.588552e-02

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
esper_vie	4.535257	-0.5215048	-1.0165444	0.3839077	0.7596372
revenu	2.120512	-0.5975726	-0.6754601	0.3311795	0.2556201
enfant_mort	-2.575247	0.6681116	1.0052894	0.5408431	0.9111885
imports	-2.833831	-0.4413247	-0.1108258	0.5869818	0.8116414
sant.	-4.077343	-0.8189844	-0.2535490	0.6064388	0.9651035
	p.value				
esper_vie	5.753343e-06				
revenu	3.396289e-02				
enfant_mort	1.001685e-02				
imports	4.599361e-03				
sant.	4.555321e-05				

\$'3'

	v.test	Mean in category	Overall mean	sd in category	Overall sd
imports	5.543085	0.96253770	-0.1108258	0.7595265	0.8116414
sant.	3.145366	0.47068049	-0.2535490	1.0515402	0.9651035
exports	2.168253	-0.01804648	-0.3685552	0.4911084	0.6775757
enfant_mort	-3.371144	0.27243675	1.0052894	0.5368191	0.9111885
fert	-3.691599	0.22829733	0.9839659	0.4621054	0.8579969
	p.value				
imports	2.971878e-08				
sant.	1.658791e-03				
exports	3.013947e-02				

```

enfant_mort 7.485663e-04
fert        2.228482e-04

```

```
$'4'
```

```

          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

```

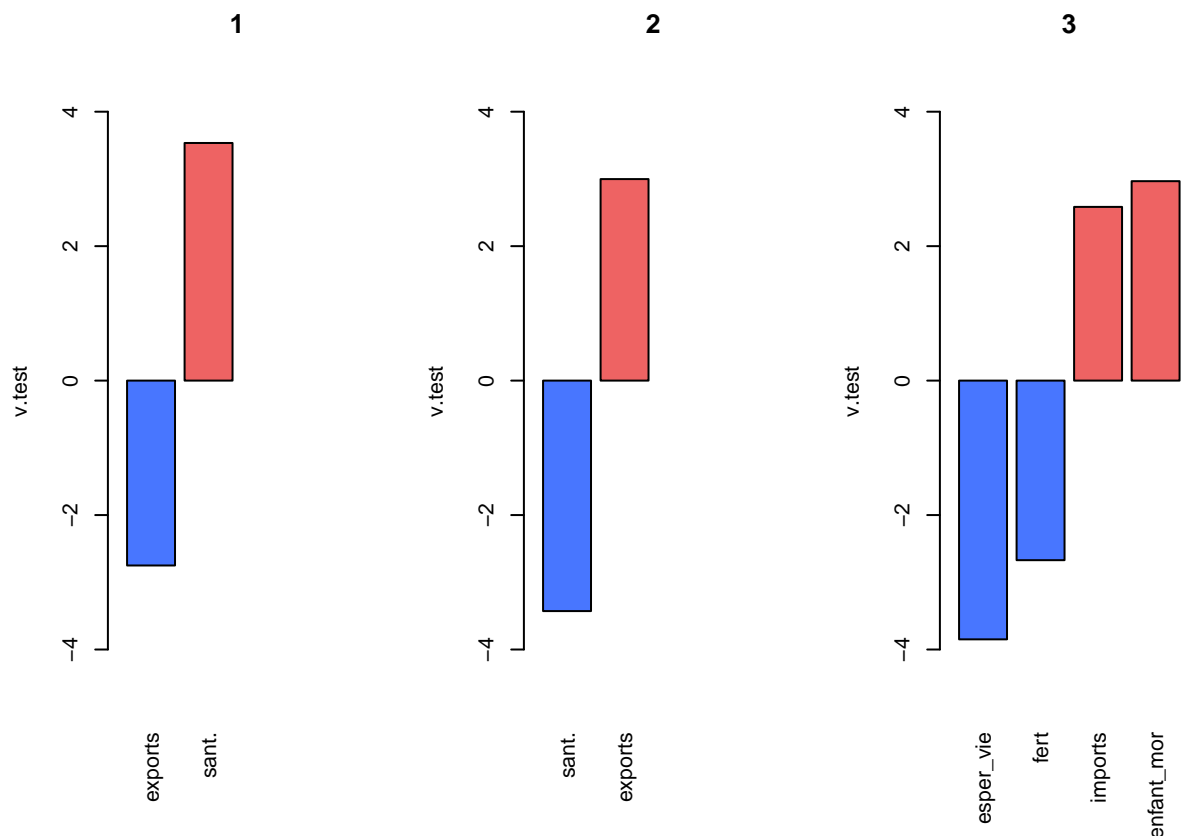
```
head(aide)
```

	enfant_mort	exports	sant.	imports
Afghanistan	1.287660	-1.1348666	0.27825140	-0.08220771
Benin	1.803418	-0.6314377	-0.98866010	-0.40026351
Burkina Faso	1.927399	-0.7992473	-0.02755482	-0.71418870
Burundi	1.371966	-1.1742654	1.74175261	-0.31765161
Cameroon	1.729030	-0.6898063	-0.61368342	-0.82158417
Central African Republic	2.745670	-1.0692020	-1.03234670	-0.84223714

	revenu	inflation	esper_vie	fert	pib_h
Afghanistan	-0.8058219	0.15686445	-1.6142372	1.897176	-0.6771431
Benin	-0.7949287	-0.65244778	-0.9845406	1.593315	-0.6659584
Burkina Faso	-0.8151589	-0.09193639	-1.4230793	1.930205	-0.6759428
Burundi	-0.8497059	0.42742354	-1.4455684	2.187827	-0.6947112
Cameroon	-0.7513558	-0.55548168	-1.4905468	1.428173	-0.6358417
Central African Republic	-0.8432738	-0.54602157	-2.5925158	1.494230	-0.6829809

	gpecah
Afghanistan	1
Benin	2
Burkina Faso	1
Burundi	1
Cameroon	2
Central African Republic	2

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

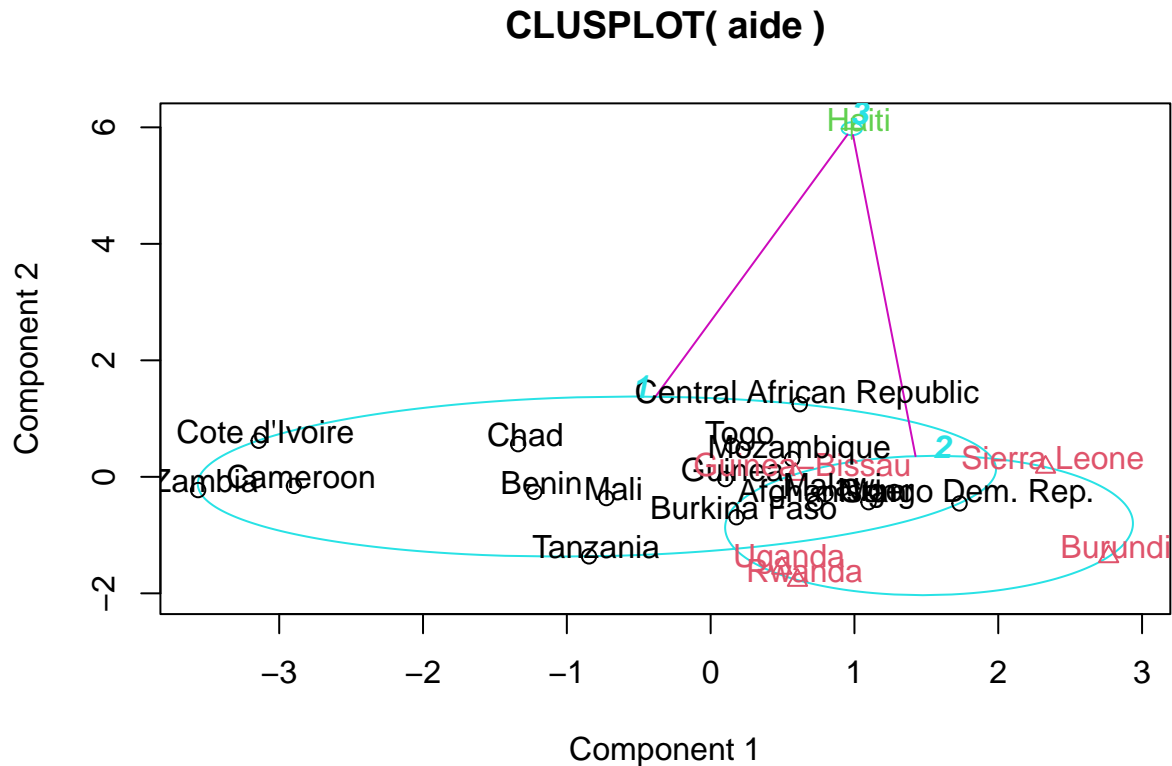



On préférera utiliser l'option `nstart` du `kmeans` pour stabiliser les résultats. En relançant le code plusieurs fois, on observe que les résultats sont stables.

```

aide <- aide[1:9]
c = kmeans(aide,3,nstart=50)
gpe_22 = c$cluster
clusplot(aide,gpe_22,labels=2,col.p=gpe_22)

```



These two components explain 53.44 % of the point variability.

```
table(gpe_22)
```

```

gpe_22
  1  2  3
16  5  1

```

Compte tenu de ces informations, nous avons décidé de répartir l'argent de la manière suivante :

- Groupe 1 : 8 millions d'euros
- Groupe 2 : 1 millions d'euros
- Groupe 3 : 1 millions d'euros

Nous allons maintenant expliquer notre raisonnement pour cette répartition.

Le groupe 3 a un seul pays en difficulté et il nécessite une aide urgente et importante. En effet, grâce au catdes, nous observons que c'est un pays qui a une faible espérance de vie et une forte mortalité infantile. Nous avons donc alloué une plus grande partie de l'argent disponible à ce groupe pour répondre à ces besoins pressants. L'argent servirait principalement à des dépenses dans la santé, pour aider les enfant à rester en vie après leur naissance ou pour soigner les personnes plus âgées ou malades.

Pour le groupe 1, bien que les besoins soient moins urgents que dans le groupe 3, il y a tout de même 16 pays qui ont besoin d'une aide financière. Le catdes nous indique que c'est un pays qui a tendance à beaucoup

dépenser dans la santé. Cela nous indique que c'est un pays qui a besoin de matériel médical. Nous avons alloué une somme significative à ce groupe pour les aider à surmonter leurs difficultés.

Enfin, pour le groupe 2, nous avons alloué une somme plus petite car les besoins sont moins pressants mais tout de même présents. Cela ne veut pas dire que ces pays n'ont pas besoin d'aide, mais plutôt qu'ils ont des besoins moins critiques que les autres groupes.

```
Warning in text.default(1.1 * P$x, 1.1 * P$y, labels[i], xpd = TRUE, adj =  
ifelse(P$x < : "explode" is not a graphical parameter
```

```
Warning in text.default(1.1 * P$x, 1.1 * P$y, labels[i], xpd = TRUE, adj =  
ifelse(P$x < : "startangle" is not a graphical parameter
```

```
Warning in text.default(1.1 * P$x, 1.1 * P$y, labels[i], xpd = TRUE, adj =  
ifelse(P$x < : "explode" is not a graphical parameter
```

```
Warning in text.default(1.1 * P$x, 1.1 * P$y, labels[i], xpd = TRUE, adj =  
ifelse(P$x < : "startangle" is not a graphical parameter
```

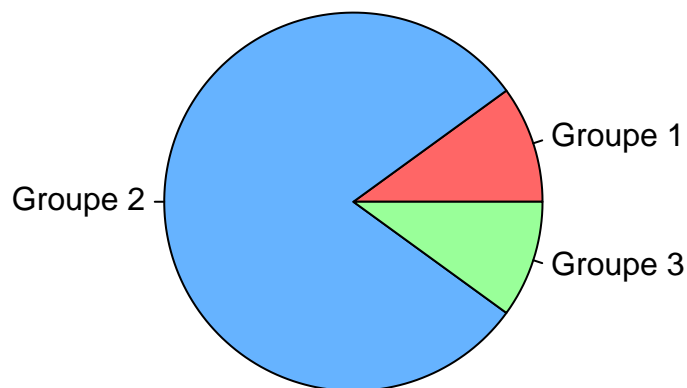
```
Warning in text.default(1.1 * P$x, 1.1 * P$y, labels[i], xpd = TRUE, adj =  
ifelse(P$x < : "explode" is not a graphical parameter
```

```
Warning in text.default(1.1 * P$x, 1.1 * P$y, labels[i], xpd = TRUE, adj =  
ifelse(P$x < : "startangle" is not a graphical parameter
```

```
Warning in title(main = main, ...): "explode" is not a graphical parameter
```

```
Warning in title(main = main, ...): "startangle" is not a graphical parameter
```

Répartition de l'argent entre les groupes



Nous vous présentons donc ci dessous, les sommes à alloué parmi les 22 pays dans le grand besoin.

- Haiti : 1 million de dollars
- Siera Leone : 200 000 dollars
- Guinea- Bissau : 200 000 dollars
- Uganda : 200 000 dollars
- Rwanda : 200 000 dollars
- Burundi : 200 000 dollars
- Côte d’ivoire : 500 000 dollars
- Kambi : 500 000 dollars
- Cameroon : 500 000 dollars
- Chad : 500 000 dollars
- Benin : 500 000 dollars
- Mali : 500 000 dollars
- Tanzani : 500 000 dollars
- Central African Republic : 500 000 dollars
- Togo : 500 000 dollars
- Mozambique : 500 000 dollars
- Guinea : 500 000 dollars
- Malawi : 500 000 dollars
- Burkina Faso : 500 000 dollars
- Afghanistan : 500 000 dollars
- Congo : 500 000 dollars
- Dem Rep : 500 000 dollars

Il nous semble tout de même compliqué d’aider plusieurs pays avec “seulement” 10 millions de dollars.

6 Pour aller plus loin

- Le **clusplot** est une représentation graphique qui permet de visualiser les groupes formés par l’algorithme de clustering. Il utilise généralement les deux premières composantes principales pour représenter les données en deux dimensions, car il est plus facile de visualiser les données dans un espace à deux dimensions.

Cependant, lorsque les données ont plusieurs variables explicatives, la représentation en deux dimensions ne permet pas de saisir toutes les informations disponibles. En effet, les variables qui ne sont pas représentées sur le graphique sont omises et peuvent être importantes pour la compréhension des différences entre les groupes.

Par conséquent, il est important de garder à l’esprit que la visualisation en deux dimensions offerte par le clusplot est une simplification des données originales. Elle permet de donner une idée générale des différences entre les groupes, mais ne doit pas être considérée comme une représentation exhaustive de toutes les variables explicatives.

Pour une analyse plus complète, il est recommandé de visualiser les données dans un espace à plus de deux dimensions, comme un nuage de points en 3D, ou d’utiliser des techniques de visualisation multidimensionnelles telles que le parallel coordinate plot ou le heatmap

- La **méthode du coude** est une méthode couramment utilisée pour déterminer le nombre optimal de classes à utiliser dans l’analyse de clustering. Cependant, elle n’est pas toujours la méthode la plus appropriée, car elle ne prend pas en compte la qualité de la partition de données. Elle se base uniquement sur la variation de la somme des carrés intra-classes en fonction du nombre de classes, sans évaluer la pertinence des groupes formés.

D’autres indices tels que l’indice silhouette moyen ou l’indice de gap sont des alternatives plus robustes et plus appropriées pour la détermination du nombre optimal de classes. Ces indices évaluent la qualité de la

partition des données et prennent en compte des critères tels que la compacité des groupes et la séparation entre les groupes.

Par conséquent, en utilisant uniquement la méthode du coude pour choisir le nombre de classes, on peut passer à côté d'une partition de données plus pertinente et plus adaptée à l'objectif de l'analyse. Il est donc recommandé de considérer d'autres indices tels que l'indice silhouette moyen ou l'indice de gap pour prendre une décision éclairée sur le choix du nombre optimal de classes.

- Nous aurions également pu faire d'autres cartes : une pour les moins moins développés et une autre pour les pays que nous aidons.