

# TP4 ACP Cordoval Chloë

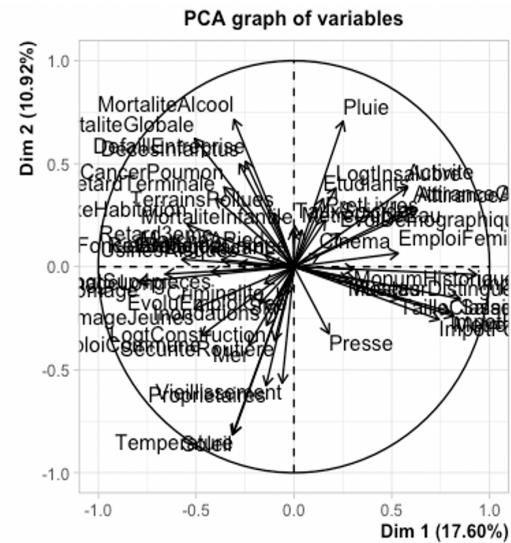
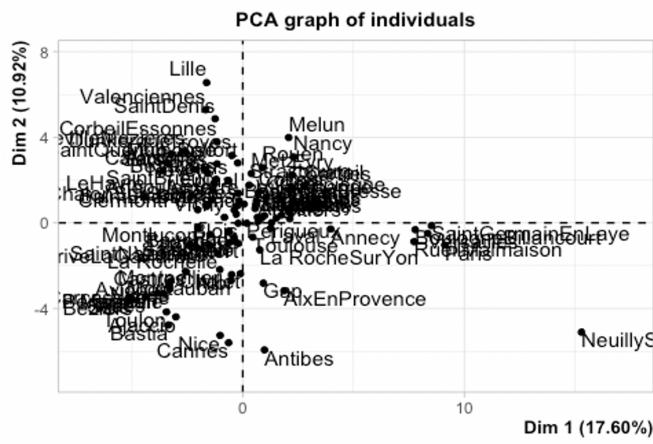
3/ Reprendre le jeu de données des villes utilisé dans le TP3

a) En effectuer une ACP normée. Retrouve-t-on certaines conclusions énoncées précédemment ?

```
Villes <- read.table("villes.csv", header=T, sep = "\t")
Villes[49,2]<-0.113
#View(Villes)

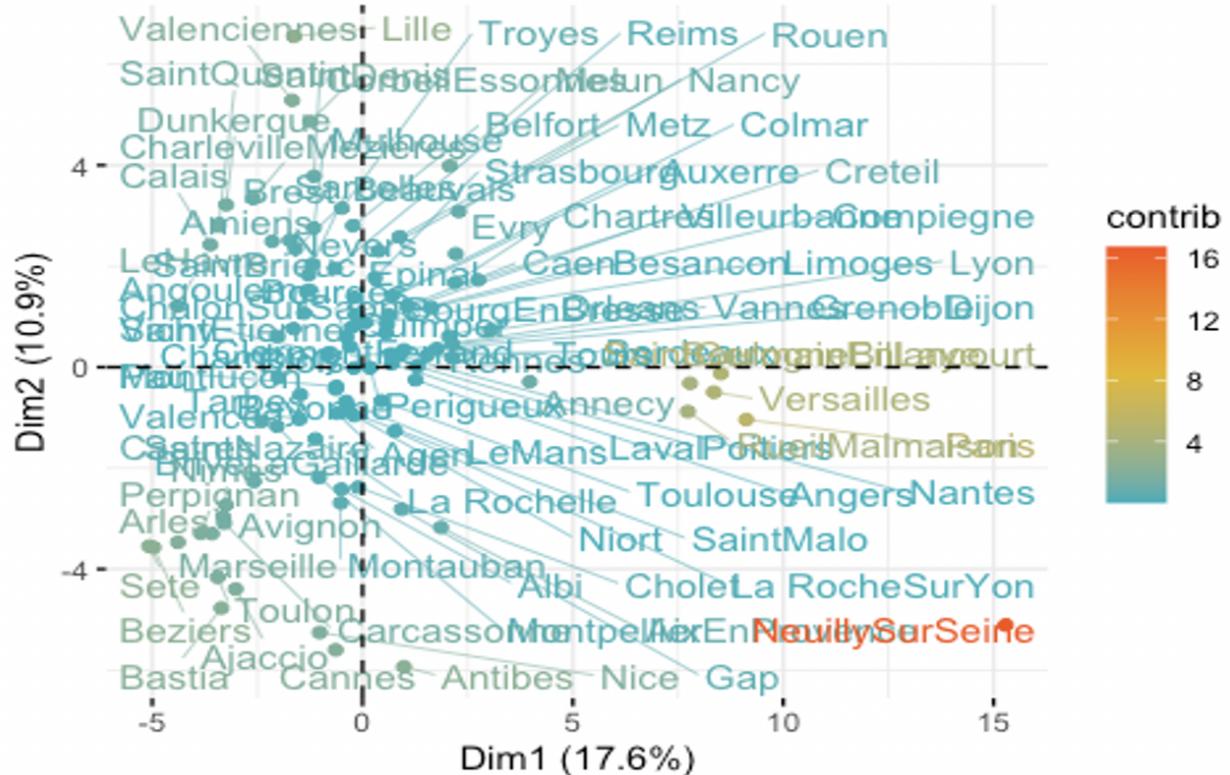
VillesBrut <- data.frame(scale(Villes[,2:55]) * sqrt(54/53))
rownames(VillesBrut)<-Villes$Ville

#View(Villes)
PCA1Villes <- PCA(VillesBrut, scale.unit = F)
```



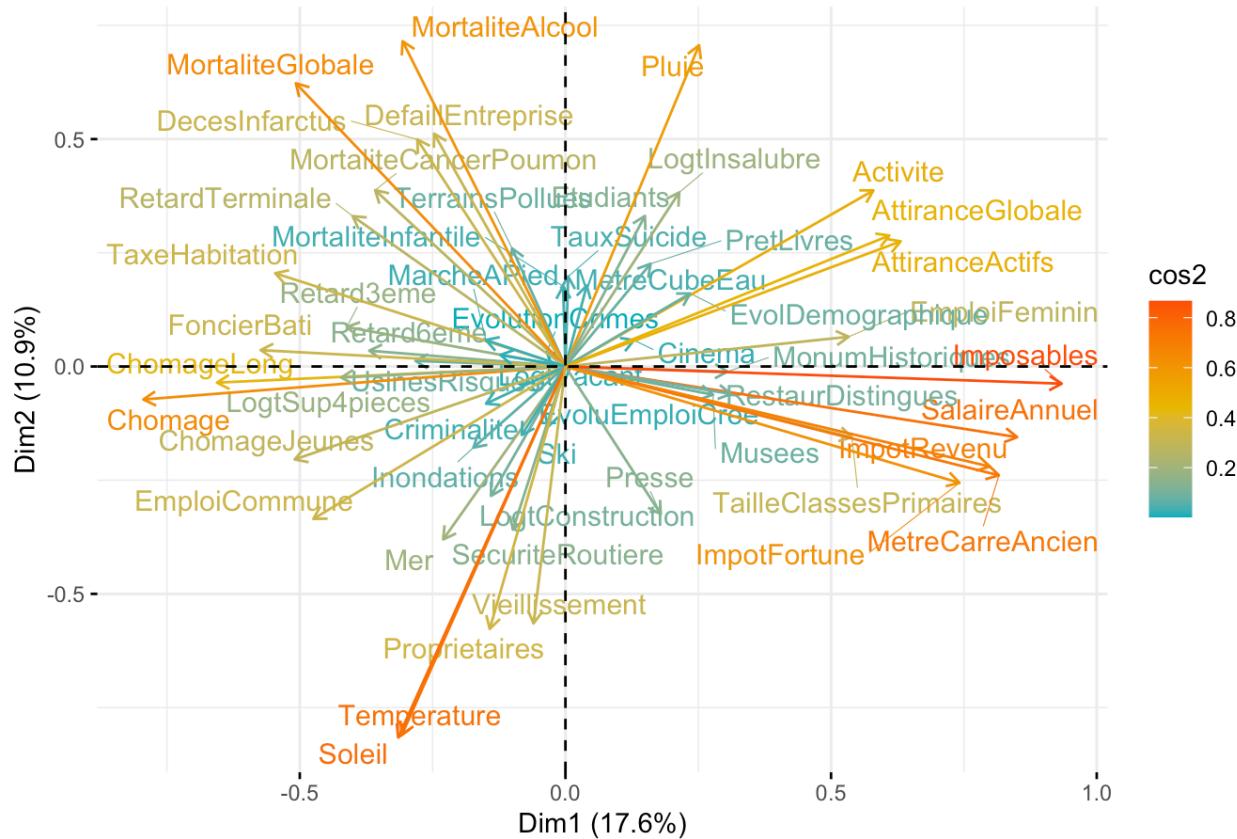
```
fviz_pca_ind(PCA1Villes, col.ind="contrib", gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel=TRUE)
```

## Individuals - PCA



```
fviz_pca_var(PCA1Villes, col.var = "cos2" ,gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),repel = T)
```

## Variables - PCA



Le Cos2 représente la qualité de la représentation.

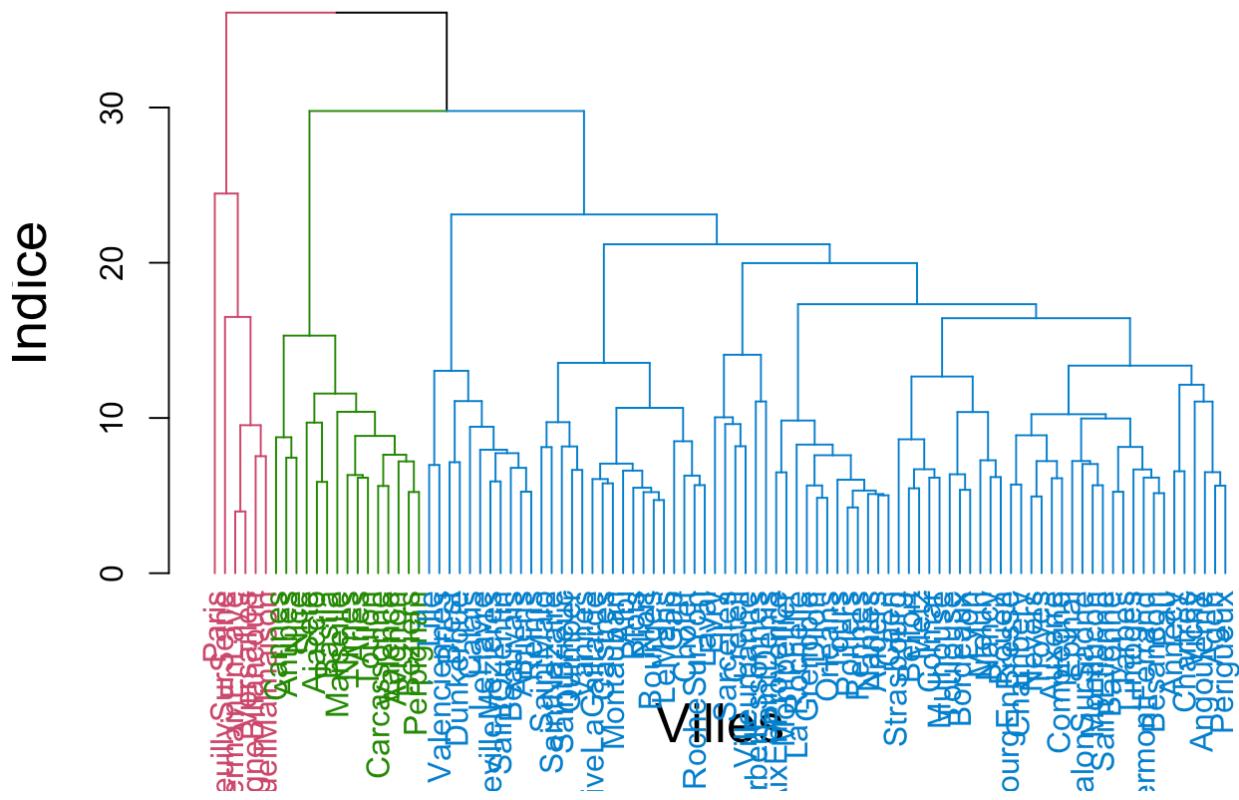
Il nous informe sur l'originalité des individus dans le plan.

Si la valeur sur un plan est importante, on se contente de l'étudier sur un seul axe, sinon on somme sur les autres axes.

Dans le TP3, nous avons constaté qu'il y avait trois classes.

```
dv=dist(VillesBrut, method="euclidean")
CAHV = hclust(d=dv, method = "ward.D2")
suppressPackageStartupMessages(library(dendextend))
d <- as.dendrogram(CAHV)
d <- d%>%color_branches(k=3)%>%color_labels(k=3)
plot(d,main = "Dendrogramme", cex = 1.5, cex.lab = 1.7, cex.main = 2, xlab = "Villes", ylab = "Indice")
```

# Dendrogramme



Nous observons avec l'ACP faite, qu'il y avait des villes qui se distinguaient comme Neuilly-Sur-Seine ou Paris ce qui constitue une première classe. Puis nous avons les villes comme Antibes ou Cannes qui constituent la seconde classe. La troisième est constituée du reste de la France.

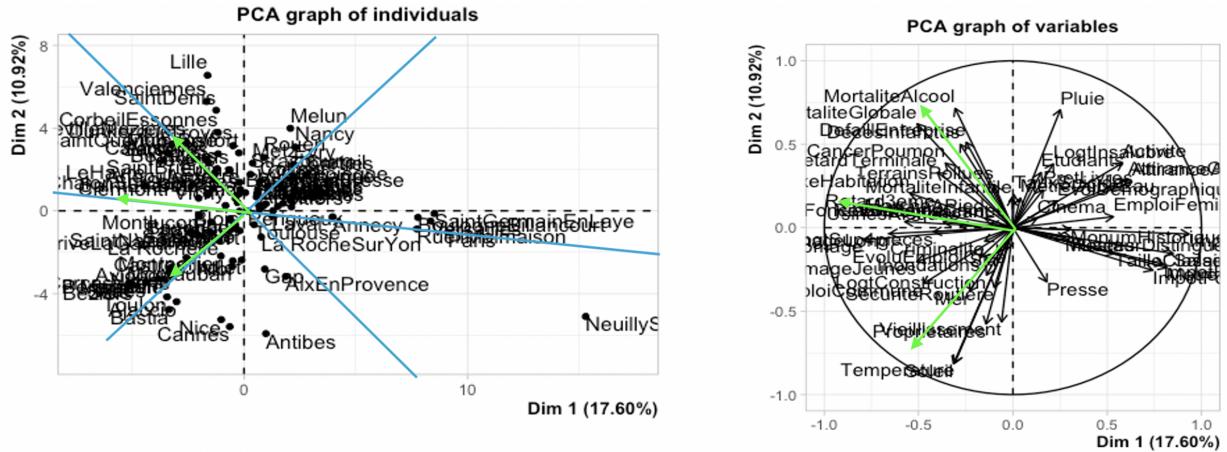
Ce qui est en rapport avec les résultats trouvés dans le TP3.

Nous distinguons donc trois axes:

◊ Riche Économiquement

◊ Climat

◊ Taux de mortalité



b) En effectuer une ACP de rang, et comparer brièvement ses résultats avec ceux de l'ACP précédente.

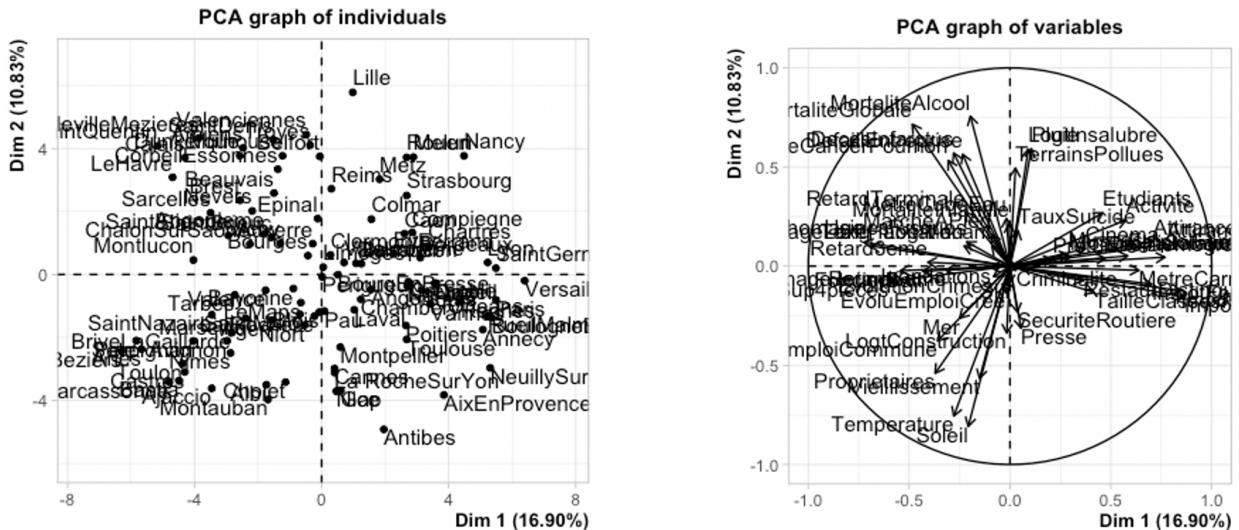
Nous distinguons donc trois axes:

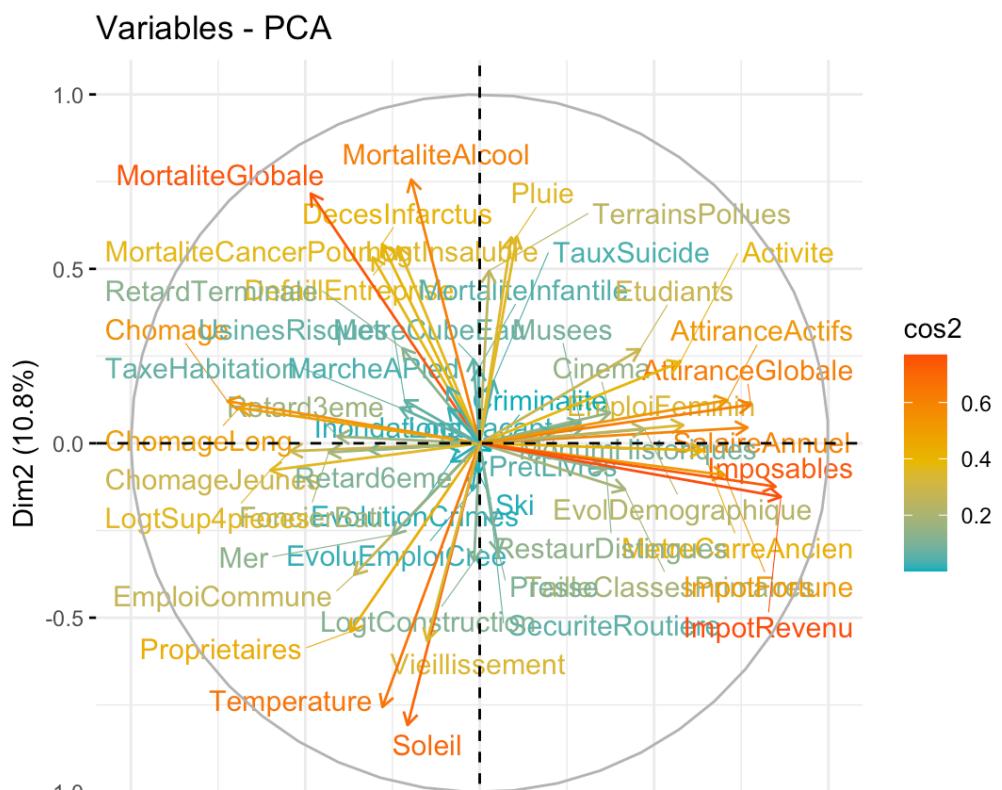
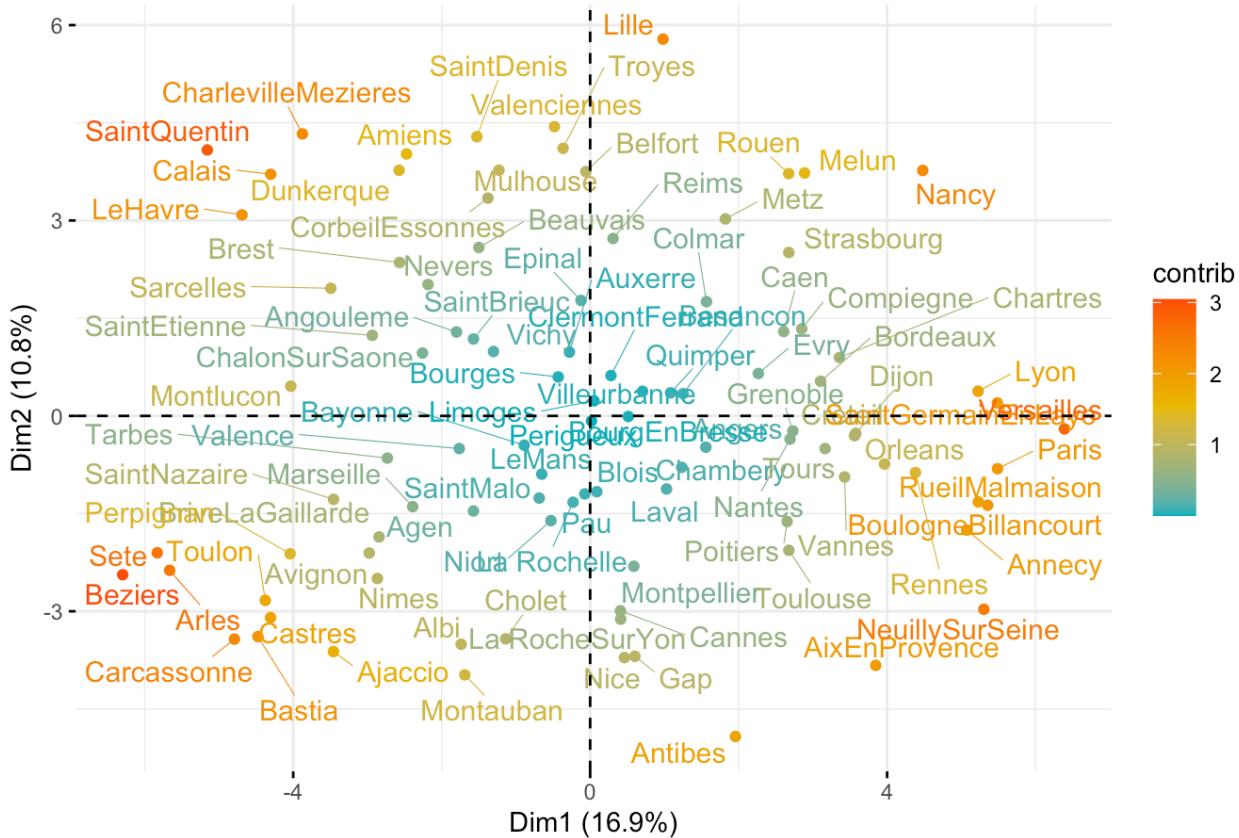
◊ Riche Économiquement

◊ Climat

◊ Taux de mortalité

Comme pour notre ACP grossière de la question précédente car le graphe des variables est le même; il est inchangé.

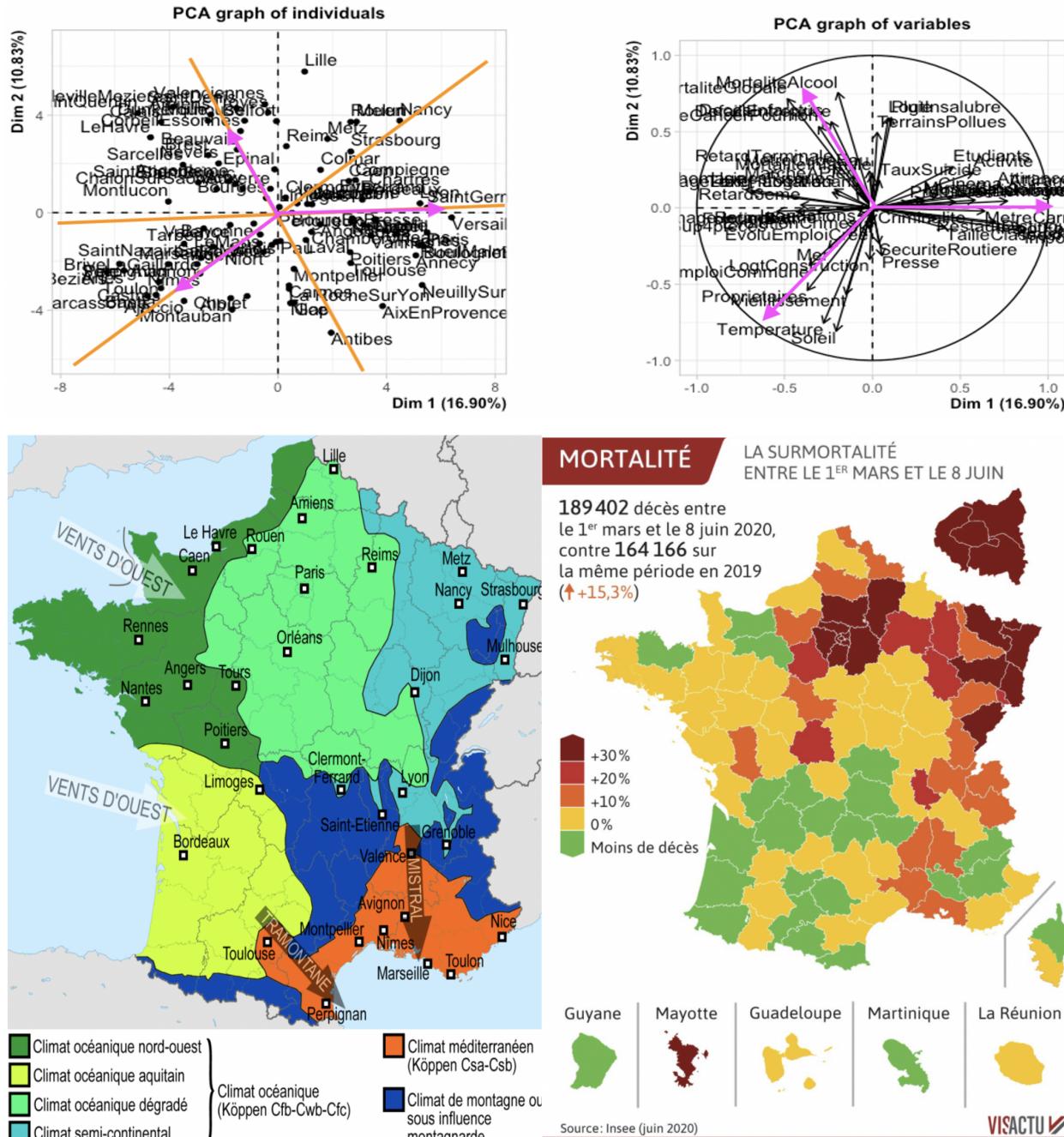




Nous aurions pu prendre un quatrième axe : "Chômage". Cependant, nous pouvons nous en passer car cet axe est parfaitement corrélé négativement à l'axe "riche économiquement".

Le climat de la France est un climat varié du fait de sa position à l'extrême ouest du continent où se mêlent les influences climatiques de l'Atlantique, de la Méditerranée et du continent eurasien.

Cette dispersion par rapport à l'axe de la mortalité est due au contexte sanitaire actuel ; la crise du CoronaVirus a augmenté le taux de mortalité dans la région du Grand-Est comme Strasbourg, Mulhouse ou encore en île-de-France à Saint-Denis.



Nous pouvons donc en conclure qu'avec une ACP de rang de notre jeu de données d TP3, nous pouvons mieux observer le comportement des villes qui étaient situées au centre du graphique .

Par conséquent, cela nous permet de mieux les analyser.

- c) Effectuez une ACP normée par thème.

- Économie

```

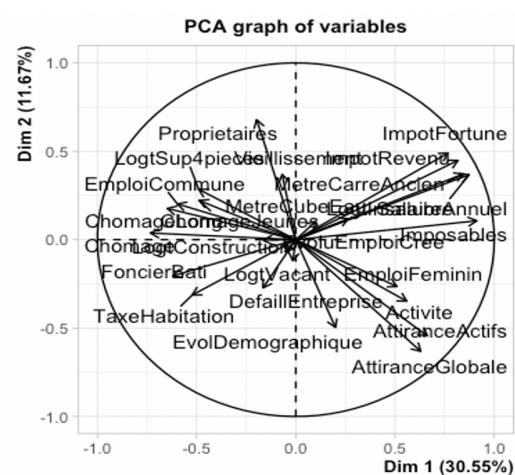
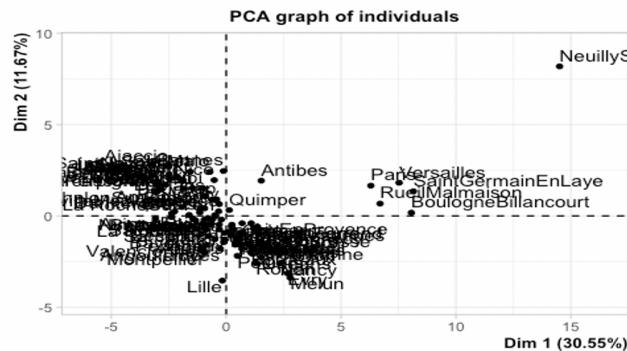
attach(VillesBrut)

Economie = cbind.data.frame(
  Chomage,
  ChomageJeunes,
  ChomageLong,
  EvoluEmploiCree,
  Activite,
  EmploiFeminin,
  EmploiCommune,
  DefaillEntreprise,
  SalaireAnnuel,
  ImpotRevenu,
  ImpotFortune,
  Imposables,
  MetreCarreAncien,
  TaxeHabitation,
  FoncierBati,
  MetreCubeEau,
  EvolDemographique,
  Vieillissement,
  AttiranceGlobale,
  AttiranceActifs,
  Proprietaires,
  LogtSup4pieces,
  LogtInsalubre,
  LogtVacant,
  LogtConstruction

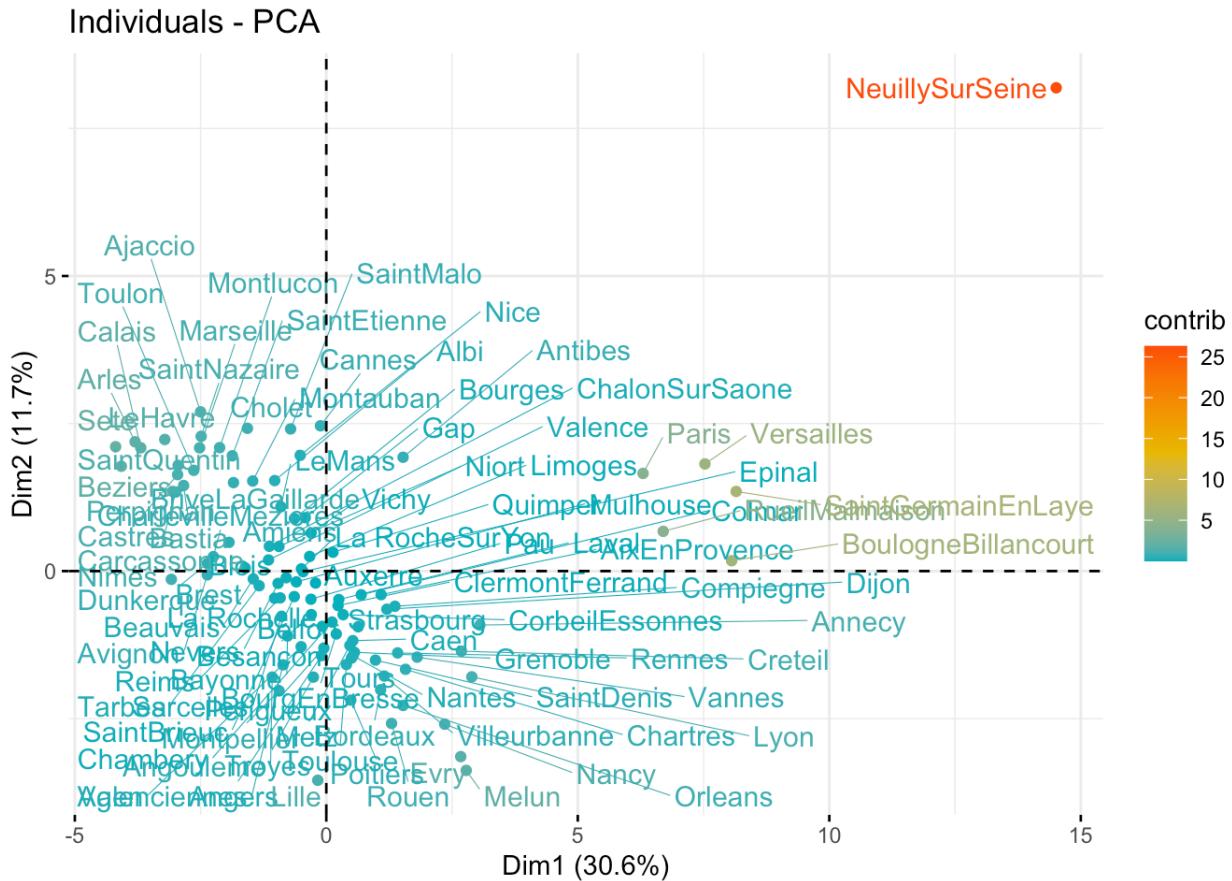
)
Eco = cbind.data.frame(Economie)
Eco <- data.frame(mapply(FUN = as.numeric,Eco))
rownames(Eco)<-Villes$Ville

PCAECO <- PCA(Eco)

```

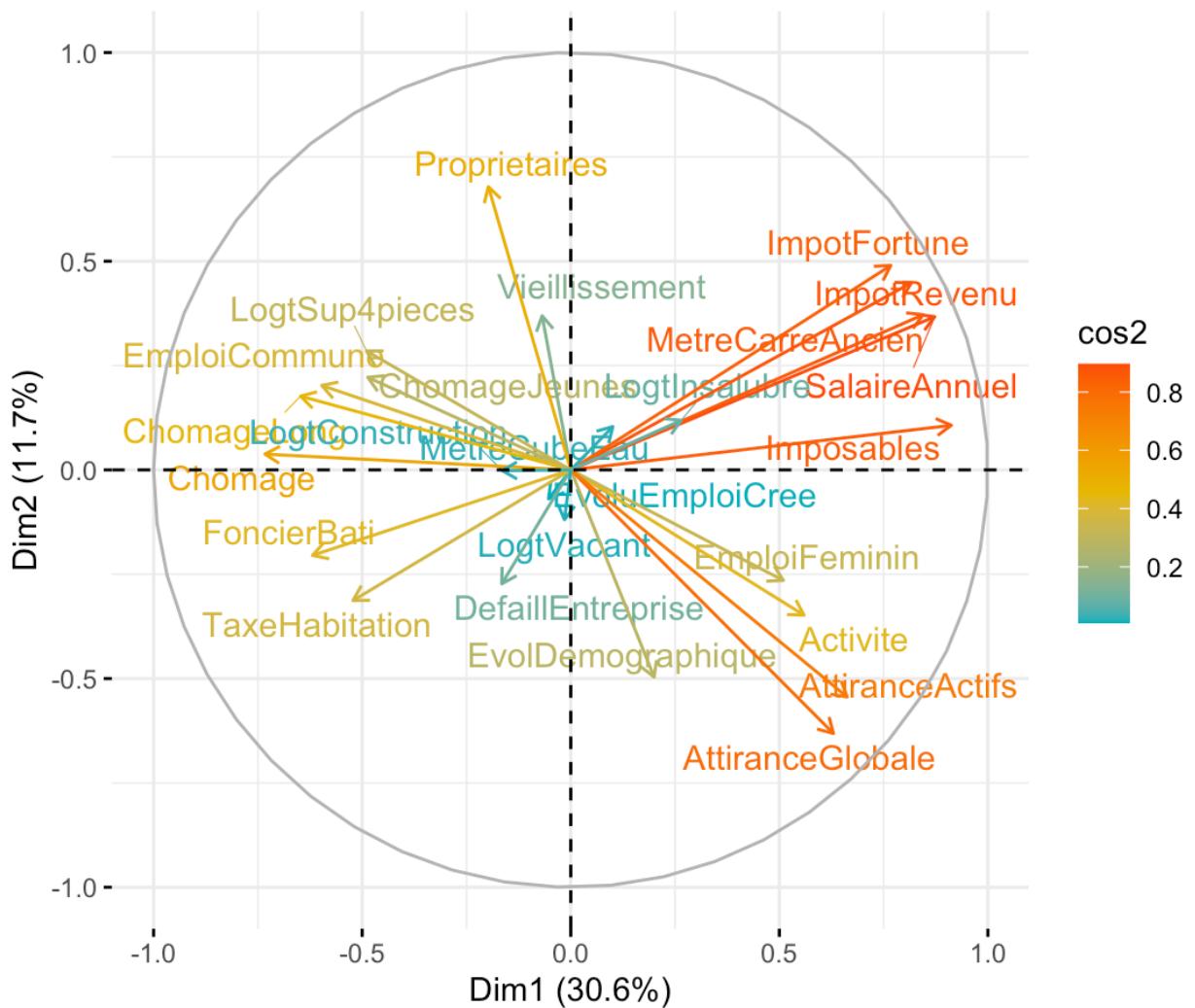


```
fviz_pca_ind(PCAEco, col.ind="contrib",gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),repel=TRUE)
```



```
fviz_pca_var(PCAEco, col.var = "cos2" ,gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),repel = TRUE)
```

## Variables - PCA



En faisant une ACP sur le thème économie, nous distinguons donc trois axes:

- ◊ Forte économie
- ◊ Chômage
- ◊ Villes historiques

Notre premier axe est "Forte économie" qui est le même que précédemment donc nous pouvons donc garder les mêmes conclusions le concernant :

D'un côté, nous avons l'ouest parisien qui est très riche économiquement parlant.

La région Ile-de-France possède un PIB d'environ 612 milliards d'euros, ce qui fait d'elle la région la plus riche de France.

D'un autre côté, nous avons les autres villes de France qui sont dispersées tout autour du centre.

Notre second axe est l'axe "Chômage" qui est corrélé négativement avec l'axe Forte économie; ce qui justifie les valeurs faibles des villes de la région Ile-de-France.

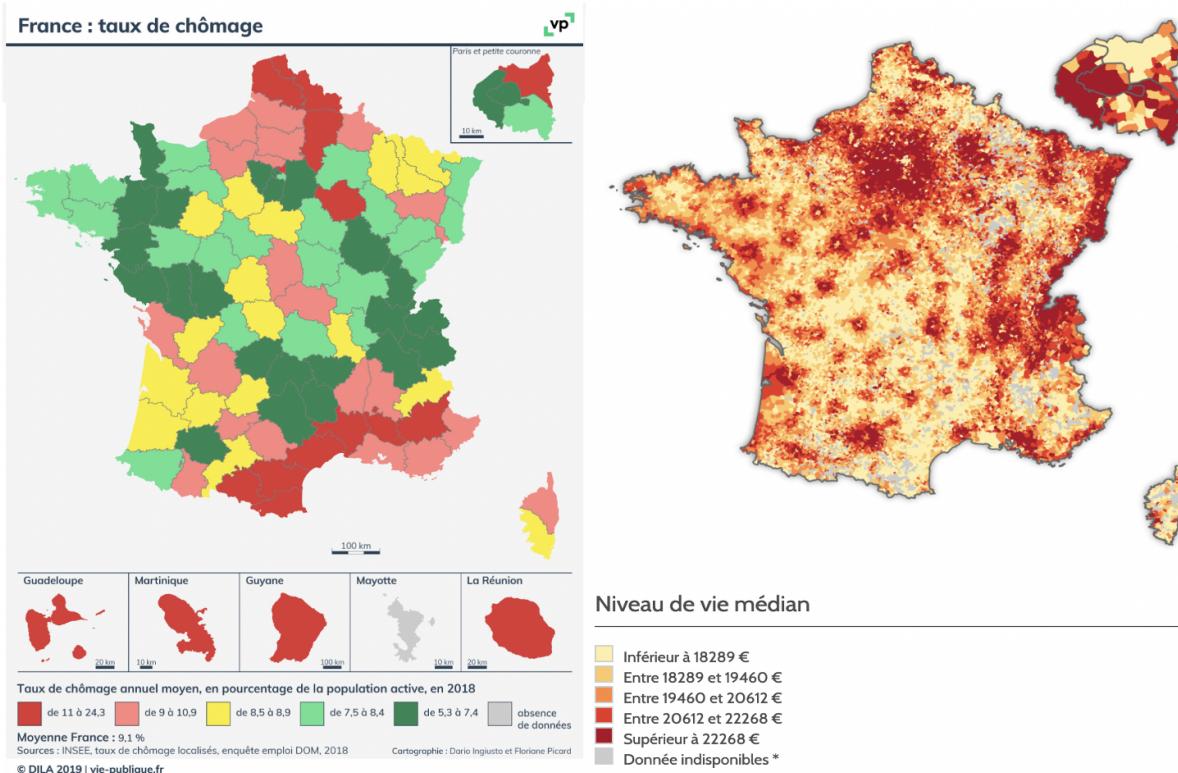
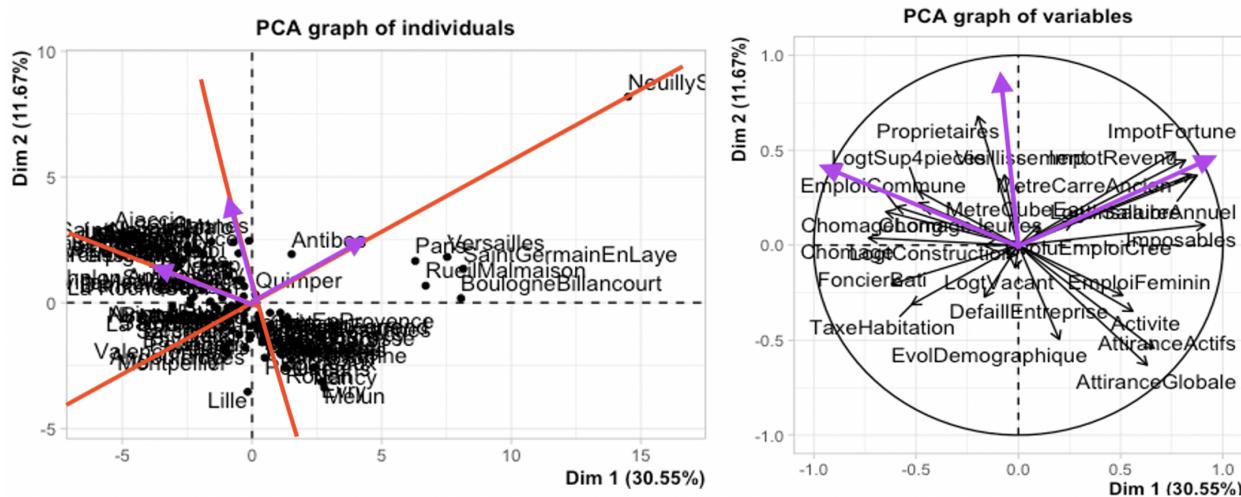
Nous retrouvons les villes des régions Occitanie et Hauts-De-France comme Perpignan et Lille qui possèdent les plus grands taux de chômage.

Notre troisième axe est l'axe des "Villes Historiques". Nous retrouvons comme villes par exemple, Bordeaux qui comporte 365 monuments historiques puis La Rochelle qui comporte 292 monuments historiques.

Cependant ces villes ne possèdent pas une économie aussi forte que la région Ile-de-France.

Mais une ville comme Marseille, qui est une des plus vieilles villes françaises et qui a pu profiter de ses antécédents historiques, est restée un des pôles majeurs de l'économie grâce à son emplacement géographique, et à son port.

On conclut donc que l'ACP sur le thème économie nous a permis d'avoir une vision plus complète, surtout sur les villes avec une économie faible.



- Risques

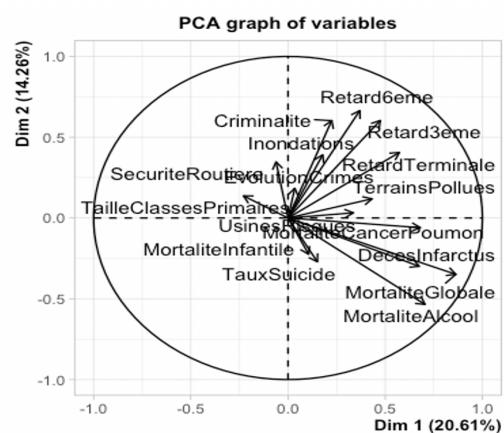
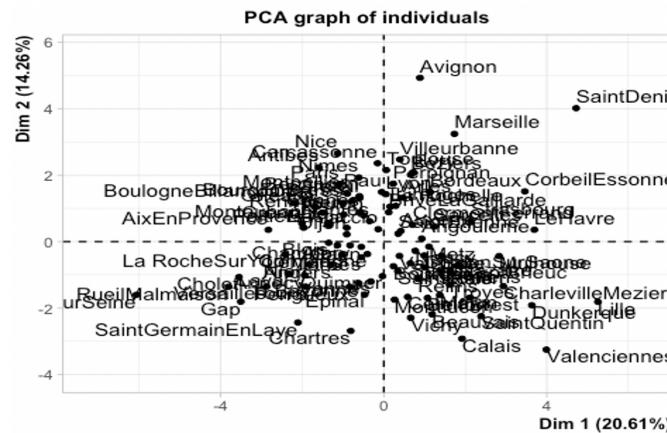
```

Risques = data.frame(
  Criminalite,
  EvolutionCrimes,
  SecuriteRoutiere,
  Inondations,
  TerrainsPollues,
  UsinesRisques,
  MortaliteInfantile,
  MortaliteCancerPoumon,
  MortaliteAlcool,
  DecesInfarctus,
  TauxSuicide,
  MortaliteGlobale,
  TailleClassesPrimaires,
  Retard6eme,
  Retard3eme,
  RetardTerminale
)

Ris = cbind.data.frame(Risques)
Ris <- data.frame(mapply(FUN = as.numeric,Ris))
rownames(Ris)<-Villes$Ville

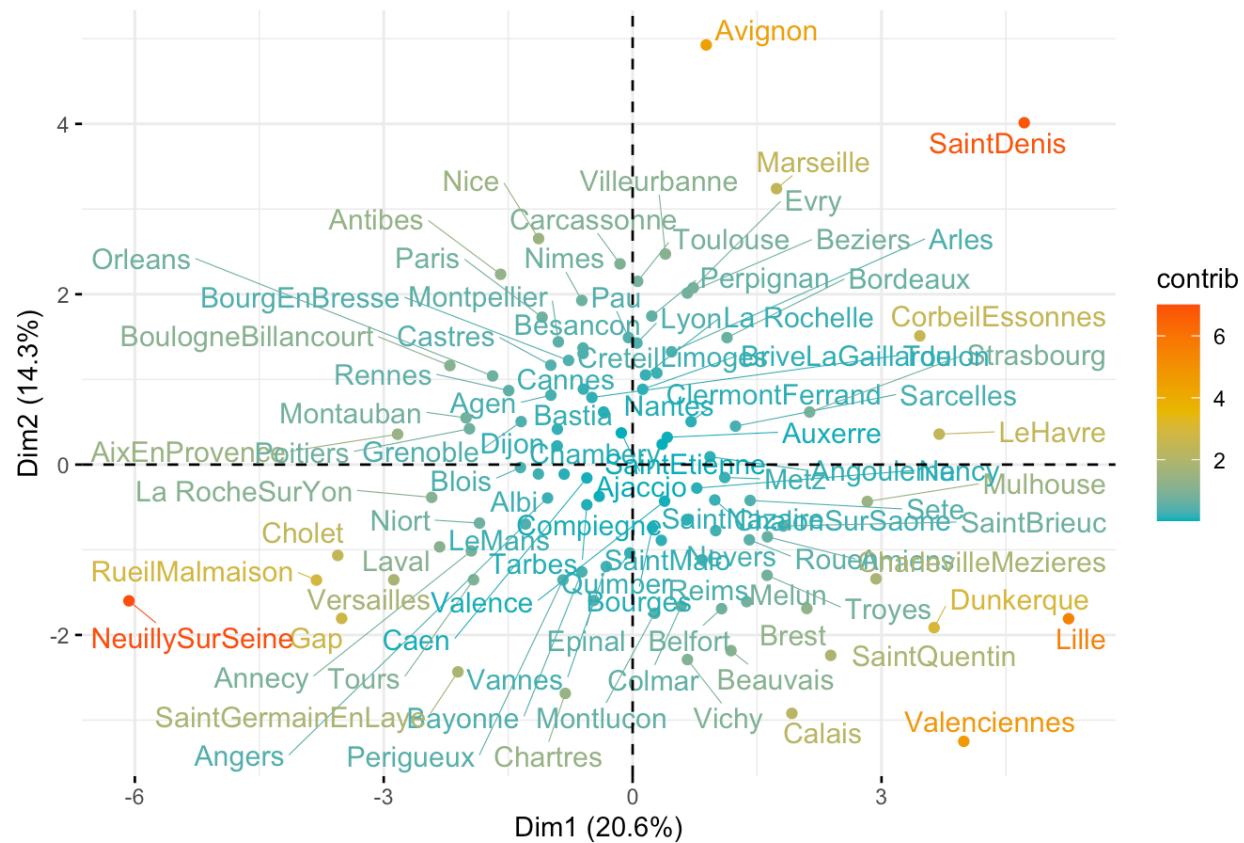
PCARis <- PCA(Ris,scale.unit = F)

```



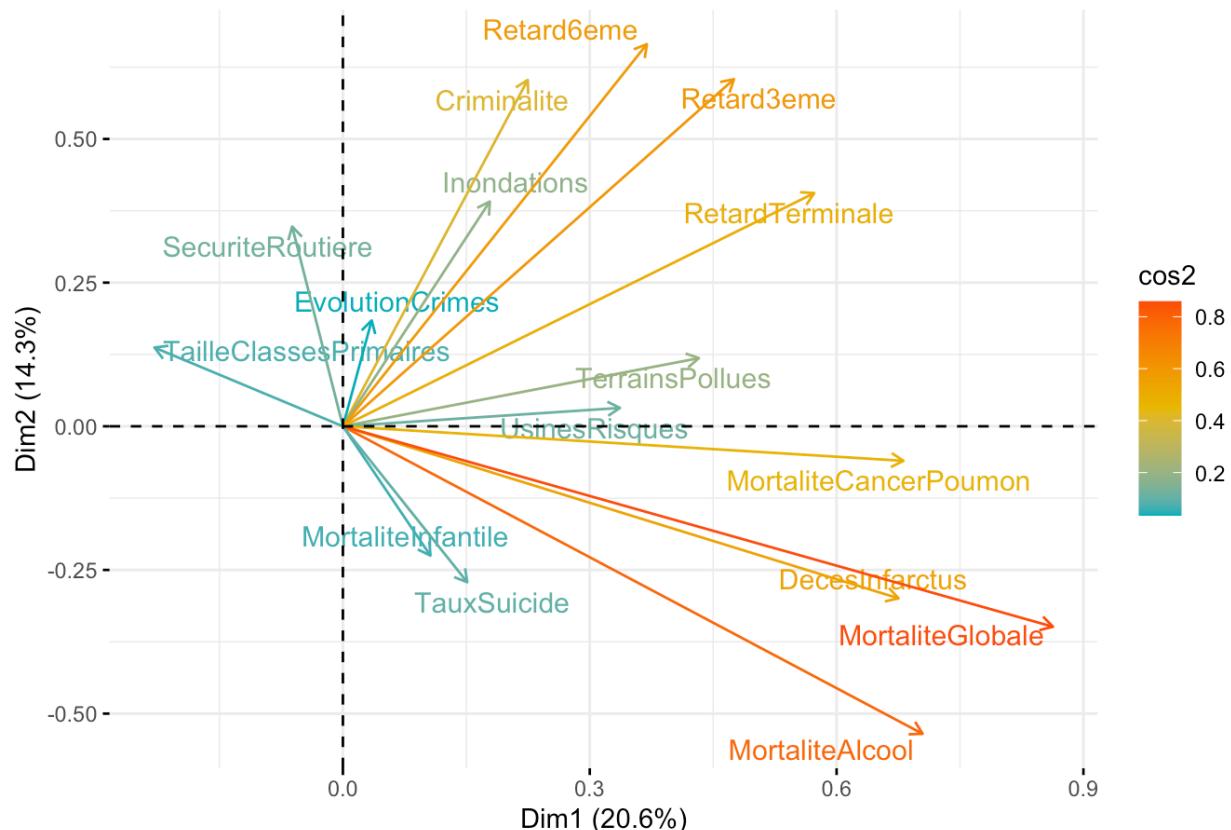
```
fviz_pca_ind(PCARis, col.ind="contrib",gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),repel=TRUE)
```

## Individuals - PCA



```
fviz_pca_var(PCARis, col.var = "cos2", gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel = TRUE)
```

## Variables - PCA



En faisant une ACP sur le thème Risque, nous distinguons donc deux axes:

- ◊ Criminalité
- ◊ Pollution

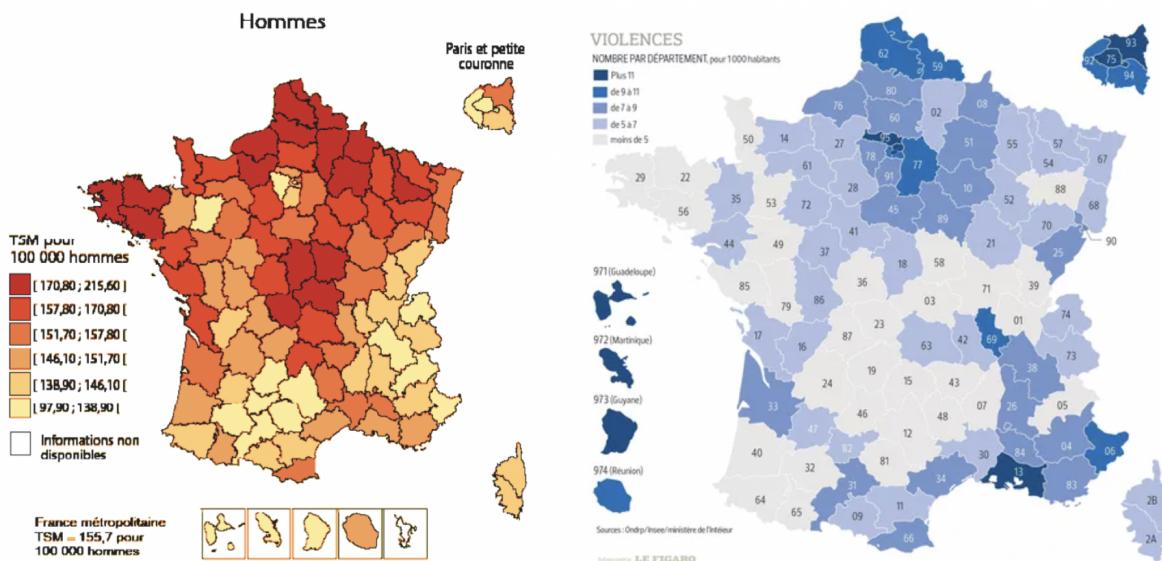
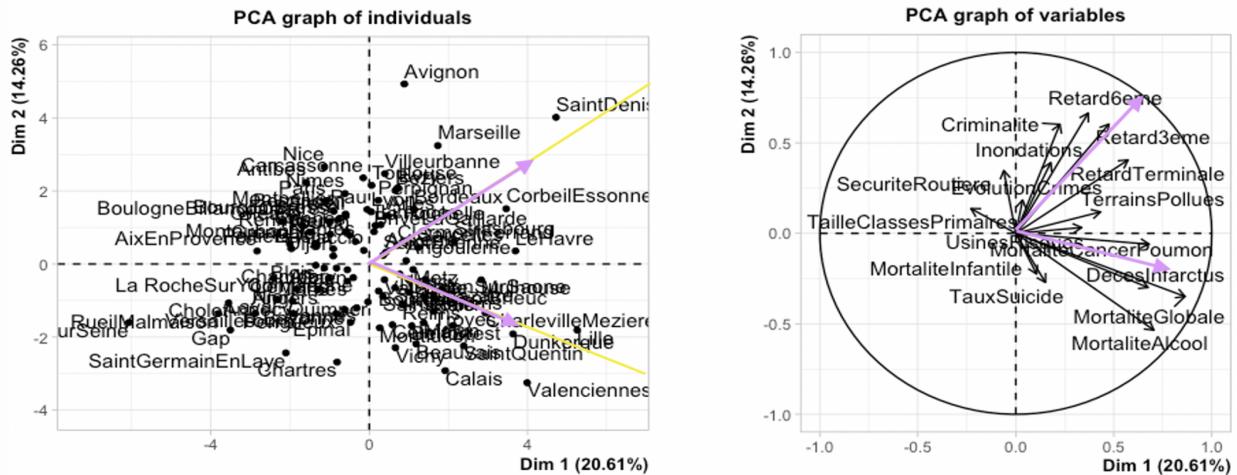
Le premier axe est celui de la criminalité; en projetant les villes sur cet axe on retrouve Saint Denis(93) avec la plus grande valeur , Marseille(13),Villeurbanne(69) etc.. ces villes sont connues pour leurs grands taux de criminalité par rapport au reste de la France (carte bleue).

Cette criminalité s'explique par un grand trafic de drogues et des réseaux mafieux.

Le deuxième axe est celui de la pollution; en projetant les villes sur cet axe nous retrouvons des villes comme Valencienne ou Dunkerque et Calais soit la région Haut-De-France.

Nous pouvons le traduire par un fort taux de cancer comme le montre la carte rouge.

Il y a 5% de la population française qui a eu un cancer de nos jours; soit 3 millions de français.

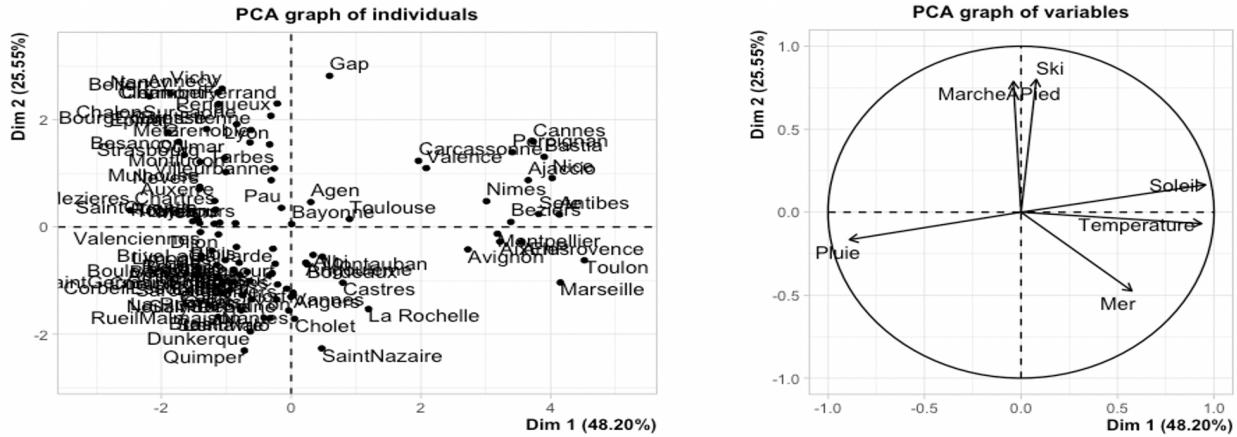


- Nature

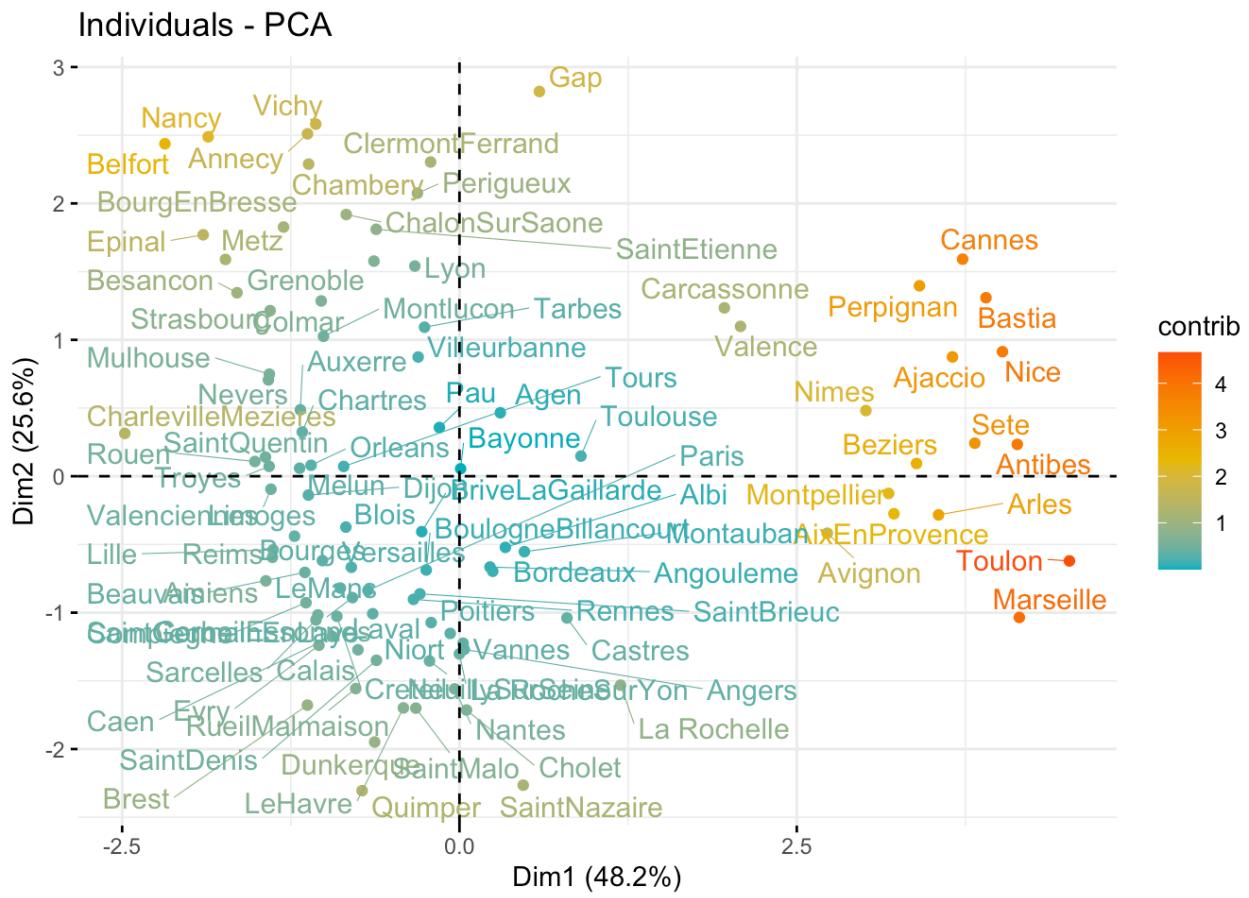
```
Nature = data.frame(
  Mer,
  Ski,
  Soleil,
  Pluie,
  Temperature,
  MarcheAPied
)

Nat = cbind.data.frame(Nature)
Nat <- data.frame(mapply(FUN = as.numeric,Nat))
rownames(Nat)<-Villes$Ville

PCANat <- PCA(Nat,scale.unit = F)
```

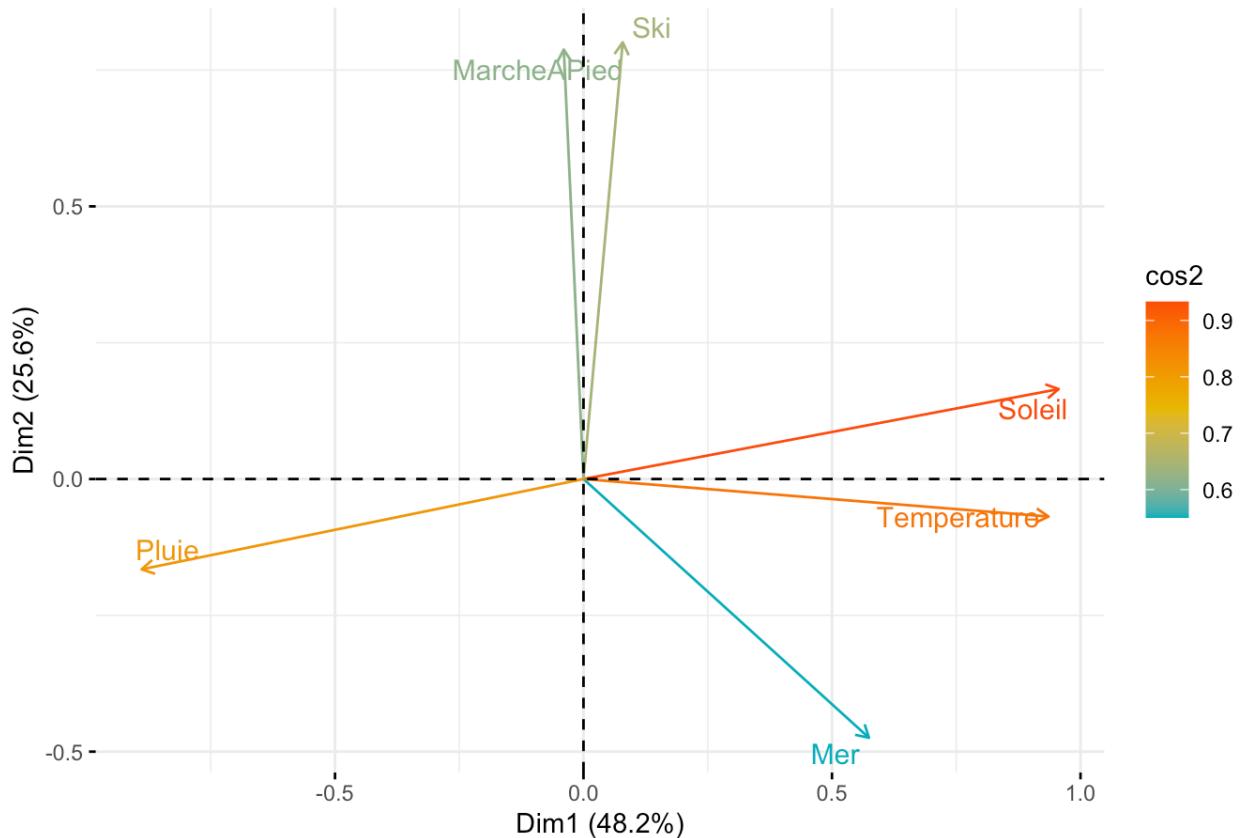


```
fviz_pca_ind(PCANat, col.ind="contrib", gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel=TRUE)
```



```
fviz_pca_var(PCANat, col.var = "cos2" ,gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel = TRUE)
```

## Variables - PCA



En faisant une ACP sur le thème Nature, nous distinguons donc trois axes:

- ◊ Villes Chaudes
- ◊ Villes Montagnardes
- ◊ Villes Fortes Pluies

Le premier axe représente les villes chaudes.

Nous retrouvons les villes du sud comme Marseille, Nîmes, Toulon ou Montpellier qui sont connues par leurs hautes températures, possèdent les plus grandes valeurs.

Les villes du Nord comme Lille, Rouen, Calais ou Le Havre qui sont connues pour leur climat plus frais, possèdent les plus petites valeurs.

Les villes chaudes se situent au bord de la Méditerranée (région PACA, Occitanie, La Corse...) comme le montre la carte 1.

Cet axe des "Villes Chaudes" corrélé négativement avec l'axe forte pluie (carte 3).

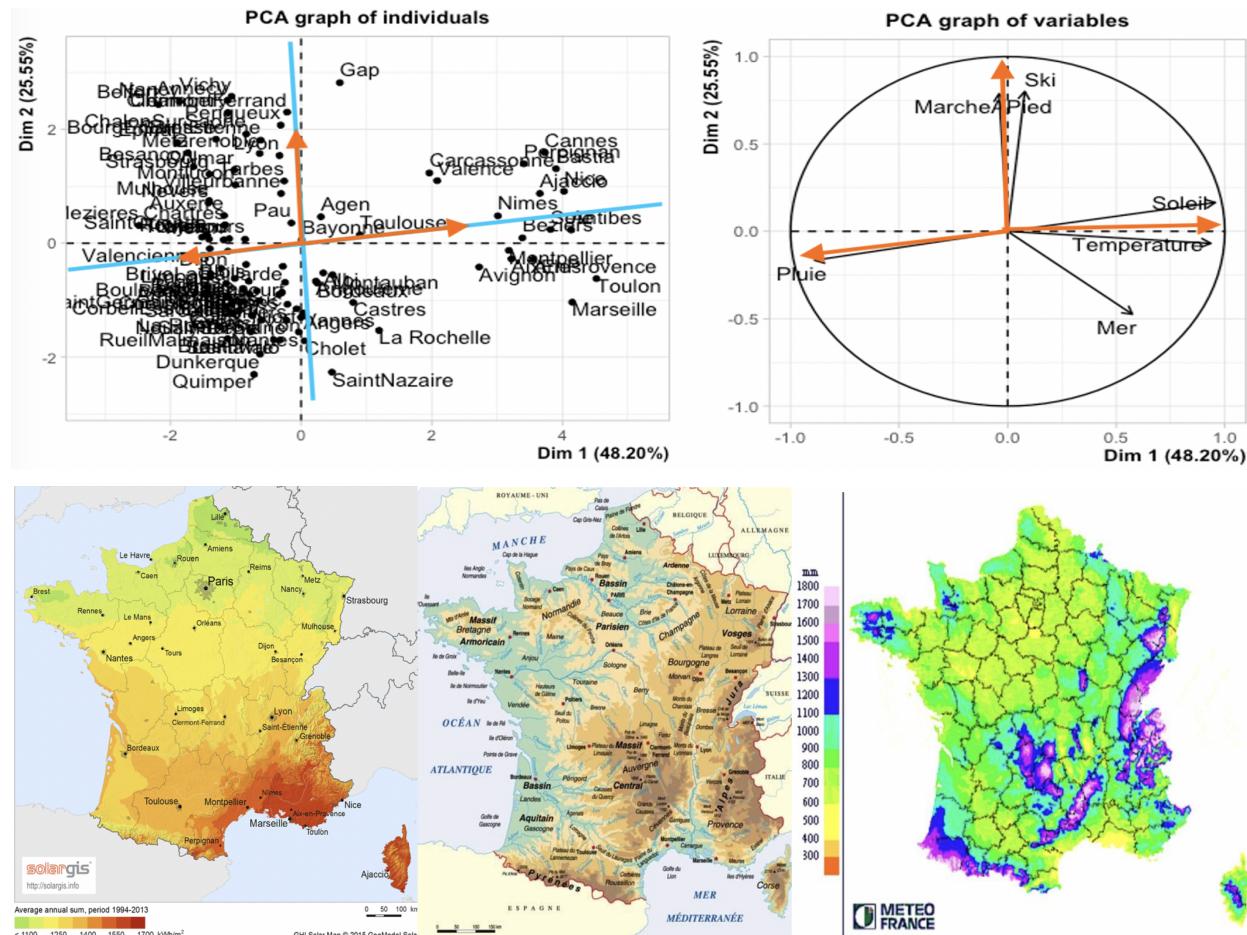
Ce qui nous permet de dire que les villes du nord ainsi que les villes qui se situent au niveau de Massif Central, Pyrénées ou Normandie possède un fort taux "pluvieux".

En ce qui concerne l'axe "Villes Montagnardes", nous retrouvons des villes comme Grenoble, Gap, Pau ou Clermont-Ferrand qui ont les plus grandes valeurs.

Cet axe est caractérisé par les deux variables : ski et Marche à pied qui sont deux activités très présentes dans ces villes.

Cependant cet axe n'est pas corrélé avec les axes "Villes Chaudes" et "Villes Fortes Pluies" (carte 2).

L'ACP sur le thème nature nous a permis de faire une analyse d'un angle différent. On a pu analyser les villes par rapport aux axes fortes pluies et villes montagnardes, axes qu'on n'avait pas dans la première ACP.

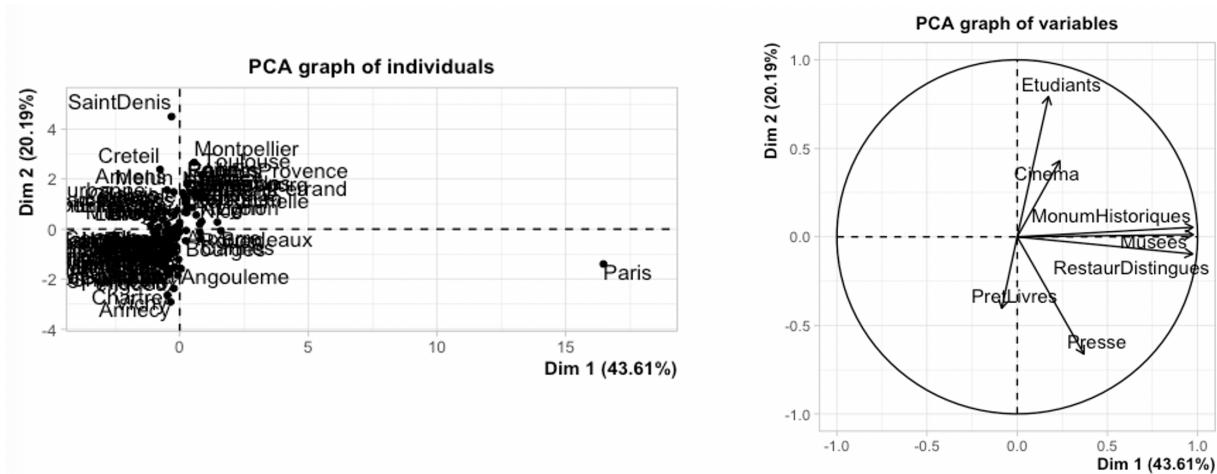


- Culture

```
Culture = data.frame(
  Musees,
  Cinema,
  MonumHistoriques,
  PretLivres,
  RestaurDistingues,
  Presse,
  Etudiants
)

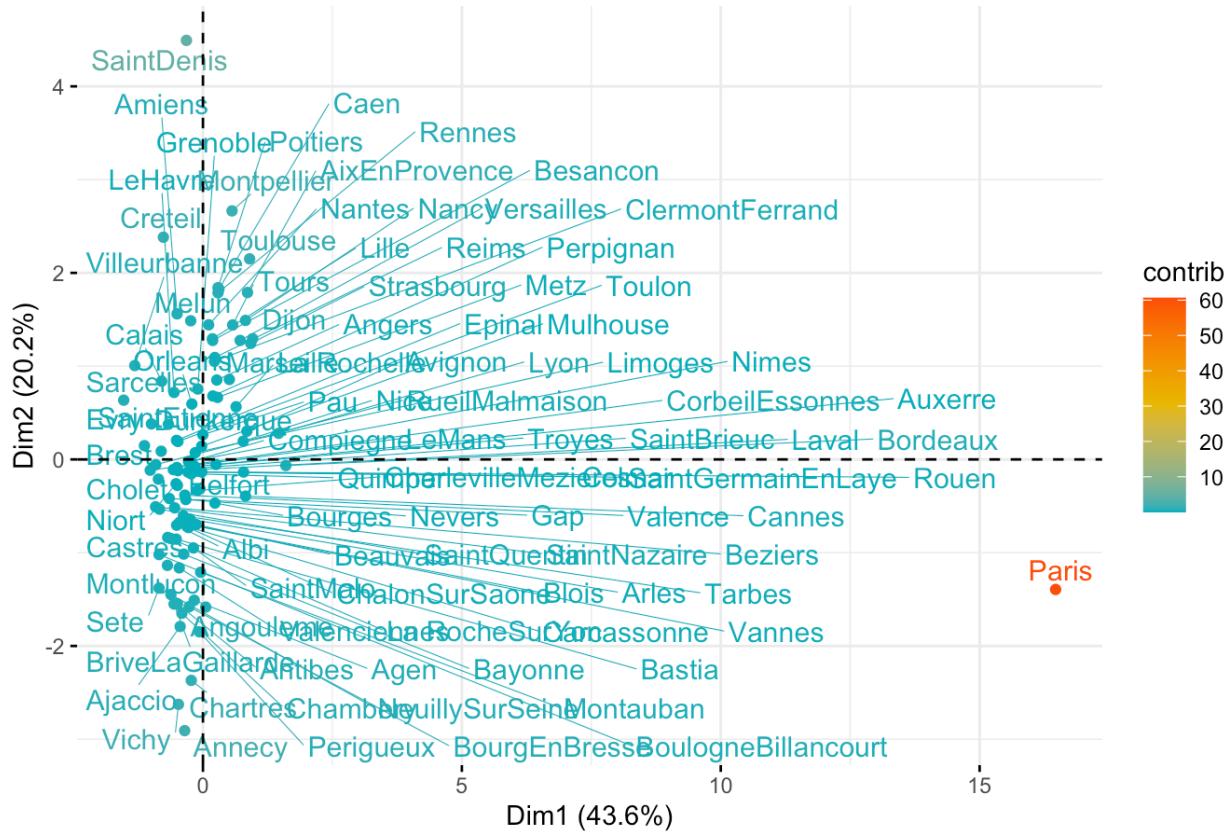
Cult = cbind.data.frame(Culture)
Cult <- data.frame(mapply(FUN = as.numeric,Cult))
rownames(Cult)<-Villes$Ville

PCACult <- PCA(Cult,scale.unit = F)
```



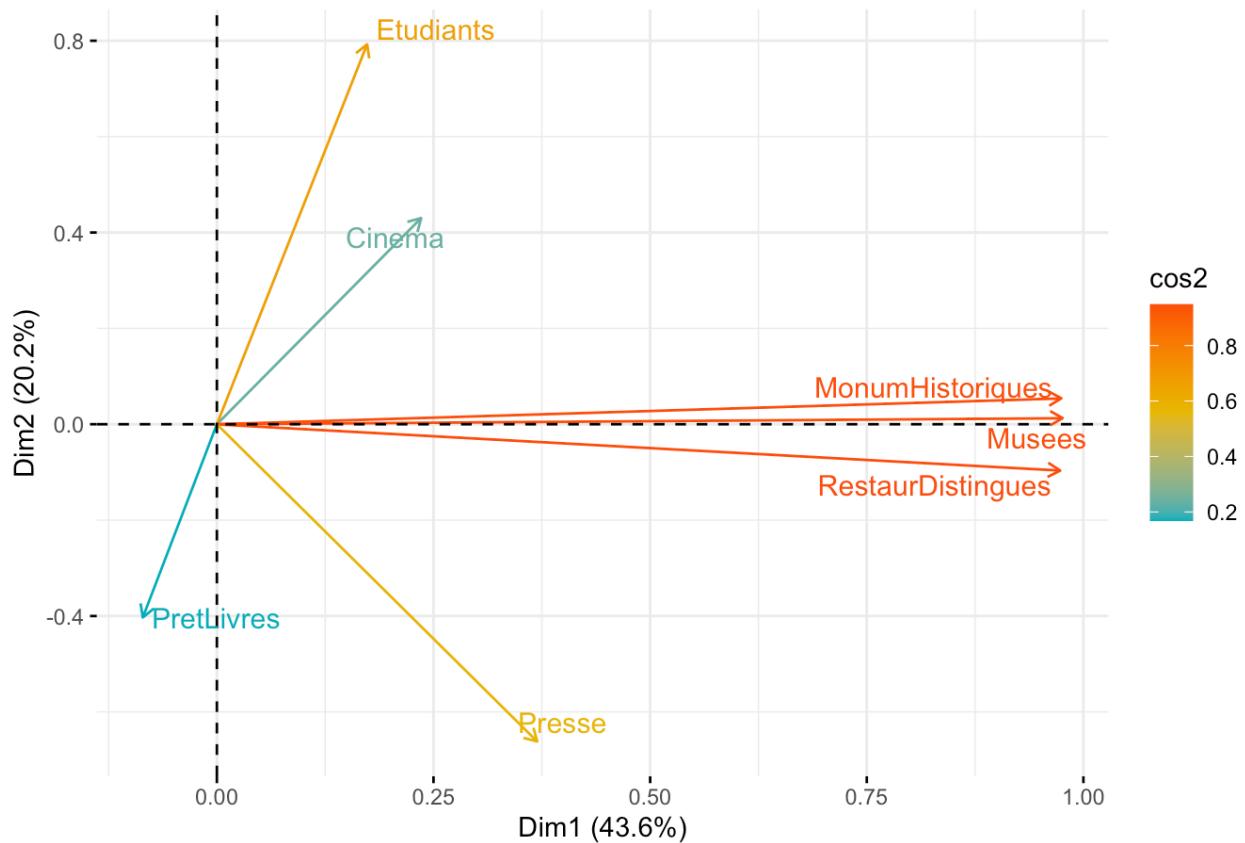
```
fviz_pca_ind(PCACult, col.ind="contrib", gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel=TRUE)
```

Individuals - PCA



```
fviz_pca_var(PCACult, col.var = "cos2", gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel = TRUE)
```

## Variables - PCA



En faisant une ACP sur le thème Culture, nous distinguons donc deux axes:

- ◊ Villes Touristiques
- ◊ Villes Étudiantes

Le premier axe représente les "Villes Touristiques".

Nous retrouvons Paris qui se distingue bien dans notre nuage de points.

Paris est une ville connue pour ses monuments, sa gastronomie et ses magasins dans le monde entier. Elle est aussi la première destination touristique mondiale avec près de 28 millions de touristes par an dont 18 millions d'étrangers (carte 1).

Le deuxième axe représente les "Villes Étudiantes" (schéma 2)

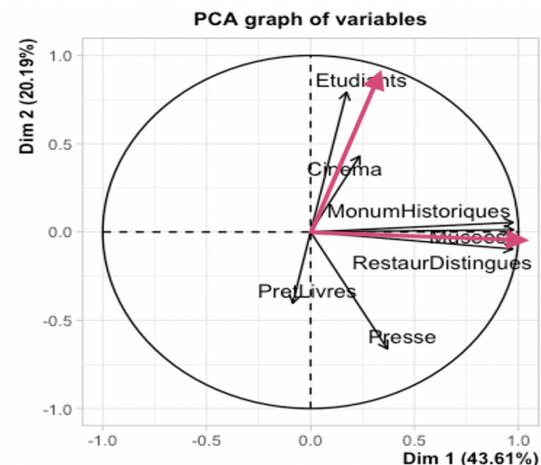
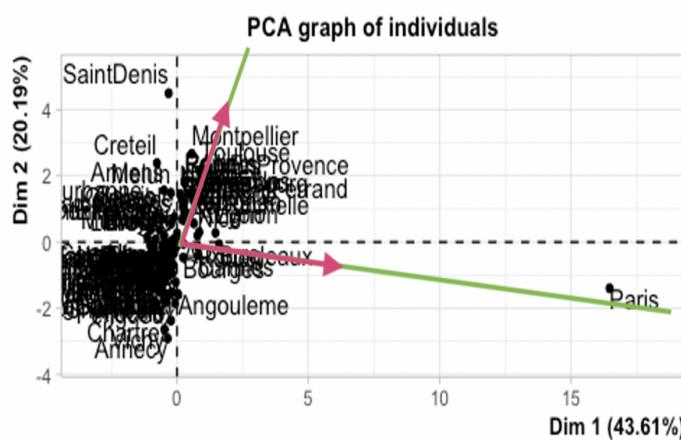
Nous retrouvons en tête des villes comme Toulouse, Montpellier ou Lyon. Ces villes sont connues pour leurs attractions étudiantes et présentent beaucoup d'avantages comme des logements étudiants à prix abordables.

C'est ce qui fait la différence avec Paris où les logements coûtent très chers.

### Conclusion

L'ACP par thème Économie, Risque, Nature et Culture nous a permis d'étudier plus en détails les différentes villes et d'avoir plus d'éléments d'analyse.

Ça nous a permis de mettre des axes spécifiques pour chaque thème, ce qui n'était pas possible avec l'ACP grossière faite à la question précédente.



Rang 2019	Évol. /2018	Ville	Cochez jusqu'à 3 villes et comparez les. Pour en savoir plus sur une ville, cliquez dessus.	Critères	Total
1	=	Toulouse	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	116
2	↓	Lyon	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	114
3	=	Montpellier	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	113
4	=	Rennes	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	110
5	=	Grenoble	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	107
5	↑	Nantes	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	107
7	↑	Strasbourg	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	106
8	=	Paris	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	105
9	↓	Bordeaux	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	104
10	↑	Angers	<input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input type="checkbox"/> <input checked="" type="checkbox"/>	103

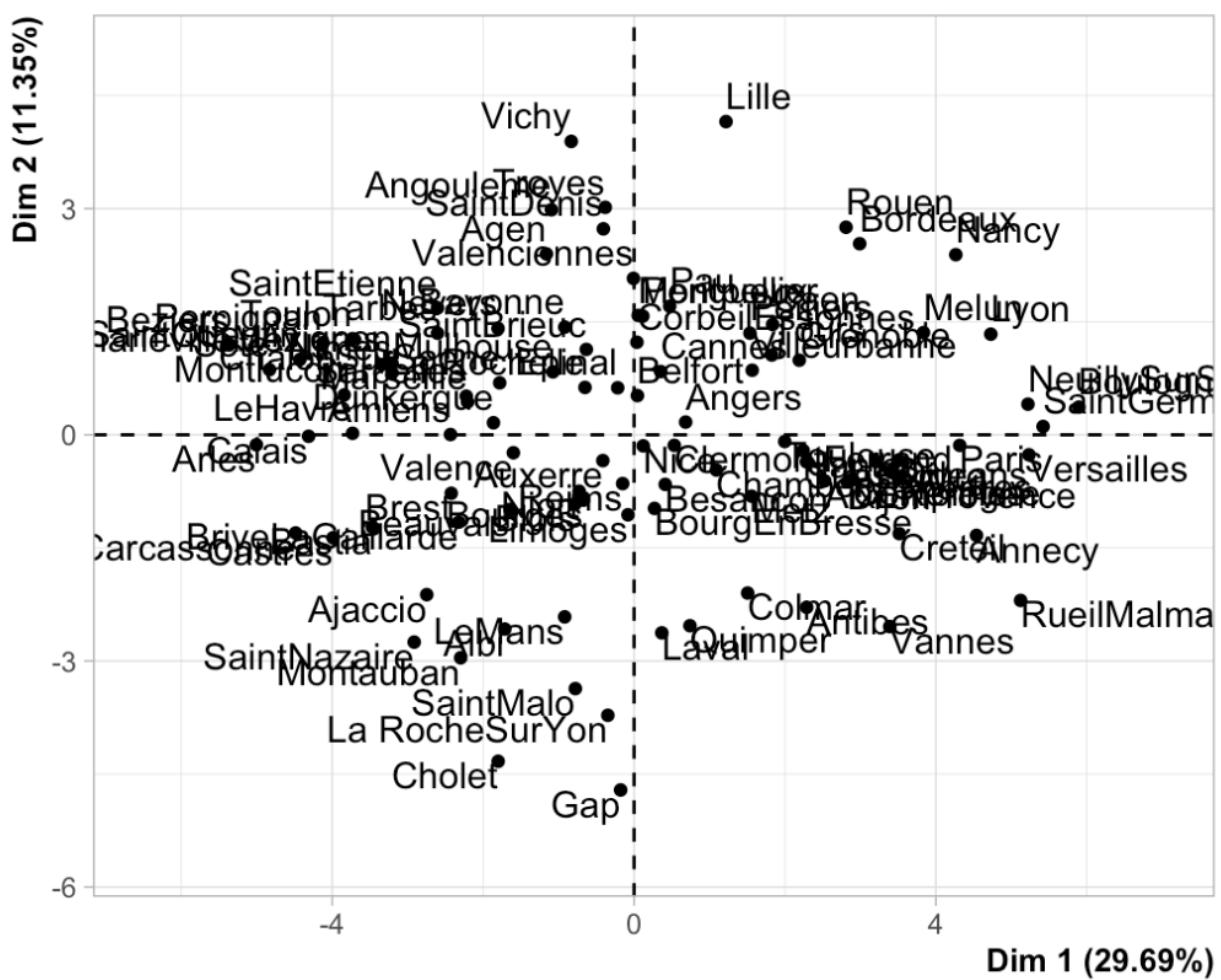


- d) Effectuez une ACP de rang par thème, et comparez brièvement ses résultats avec ceux des ACP précédentes.

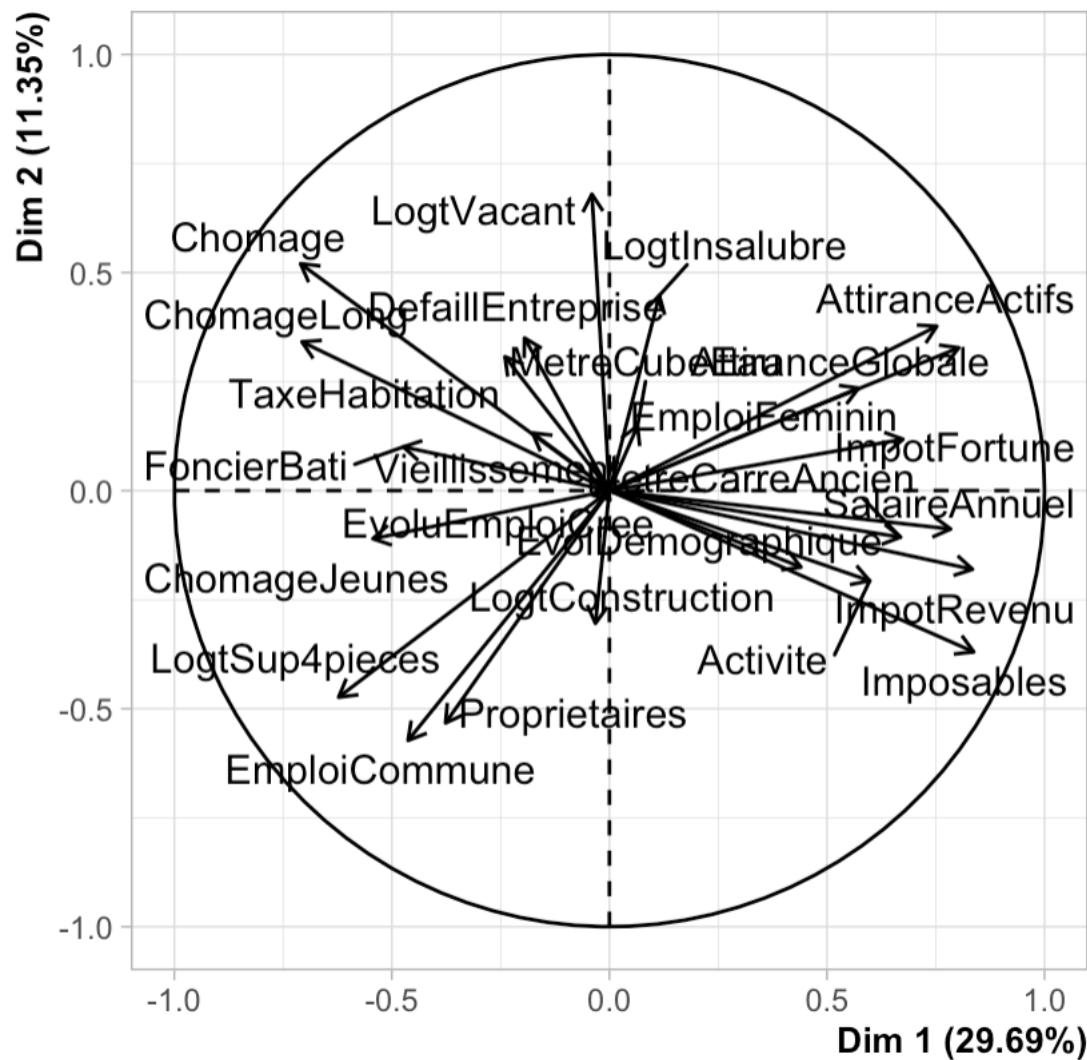
- Economie

```
EcoRank <- apply(Economie, 2, rank)
PCAEcoRank <- PCA(EcoRank, scale.unit = T)
```

PCA graph of individuals

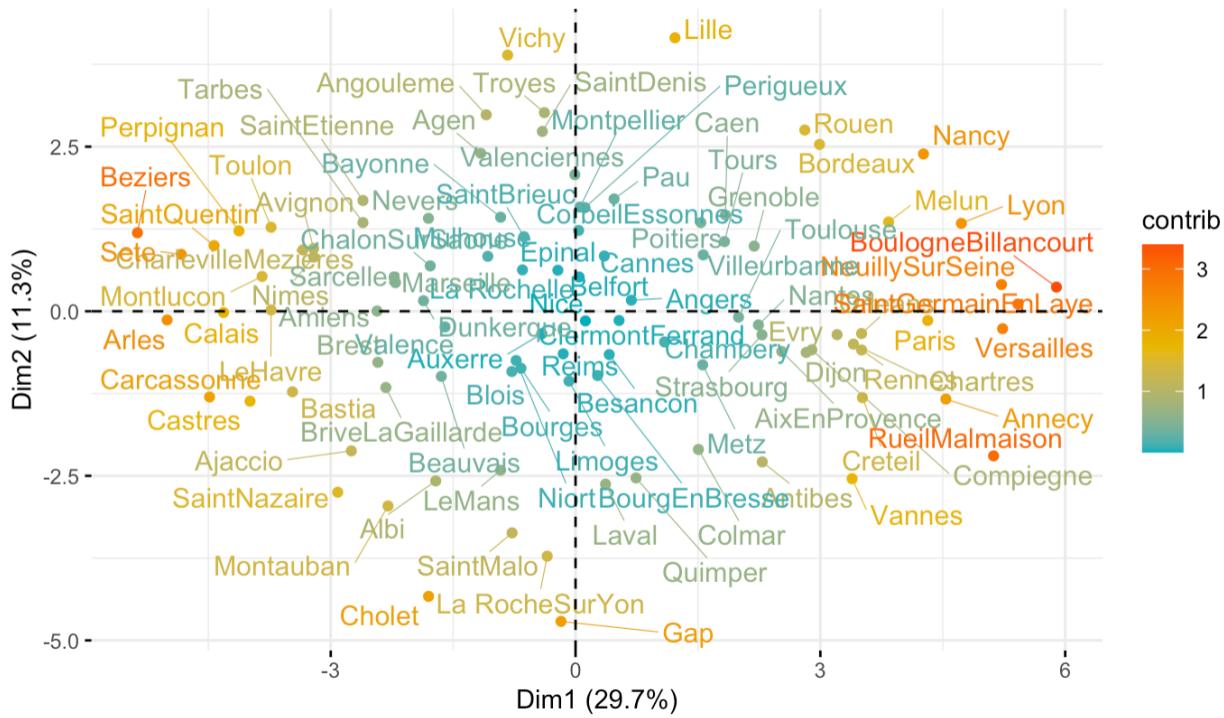


**PCA graph of variables**



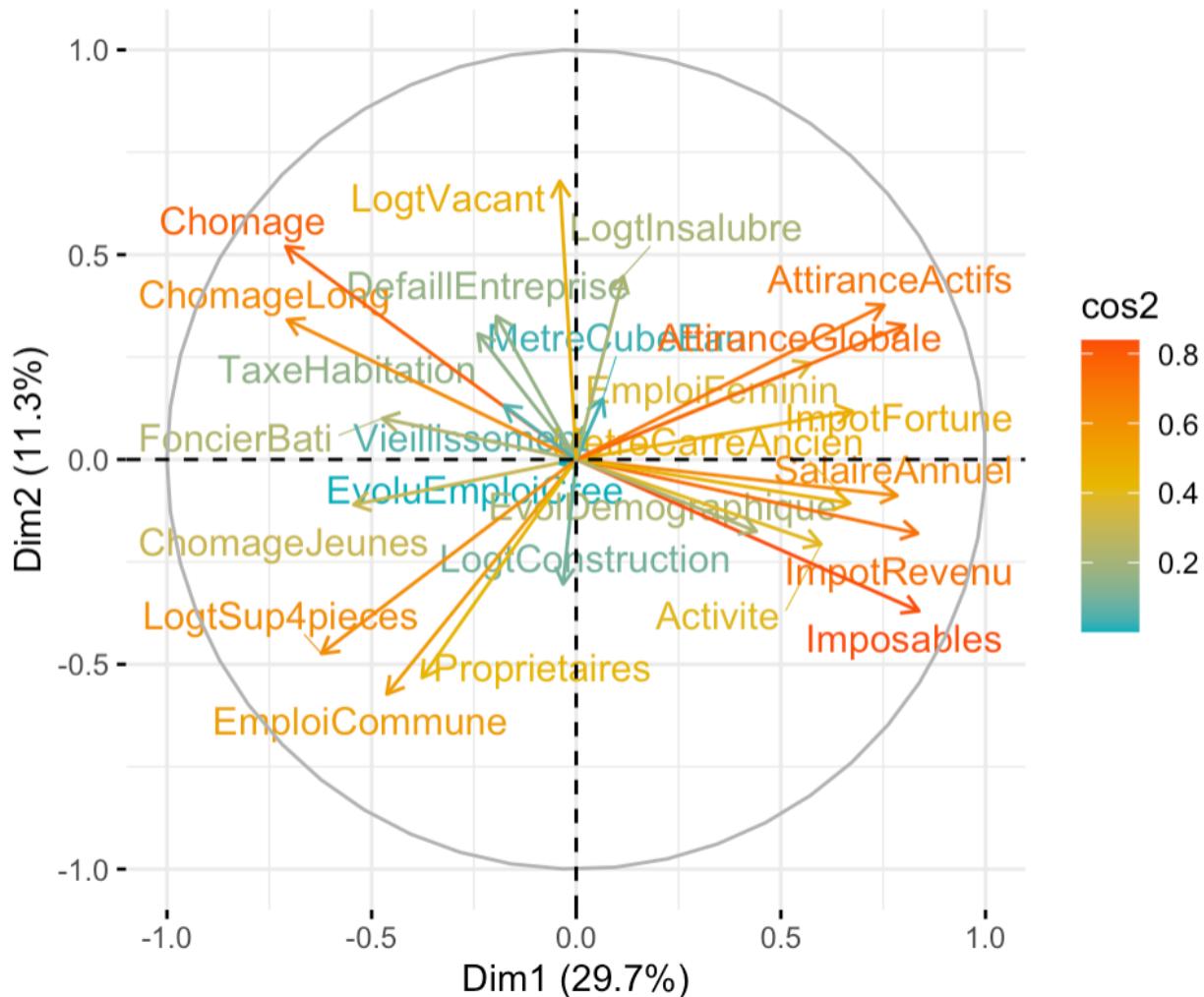
```
fviz_pca_ind(PCAECORank, col.ind="contrib", gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel=TRUE)
```

## Individuals - PCA



```
fviz_pca_var(PCAECORank, col.var = "cos2", gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel = T)
```

## Variables - PCA



Nous avons effectuer une ACP de rang pour le thème économique.

Le graphe de variables n'est pas changé donc nous pouvons garder les mêmes axes pris pour l'ACP grossière pour le thème économie; c'est à dire :

- ◊ Forte économie
- ◊ Chômage
- ◊ Villes historiques

L'interprétation reste la même.

Cependant, on arrive beaucoup mieux à lire les villes car les villes qui se démarquaient distinctement dans notre première ACP n'ont plus le même poids et écrasent moins les autres villes.

La région parisienne reste distincte avec sa forte économie mais nous pouvons aussi voir que les villes comme Nancy, Lyon, Strasbourg, Bordeaux et Annecy se distinguent aussi. Ce qui est beaucoup plus représentatif de l'économie française car ces villes ont des économies montantes.

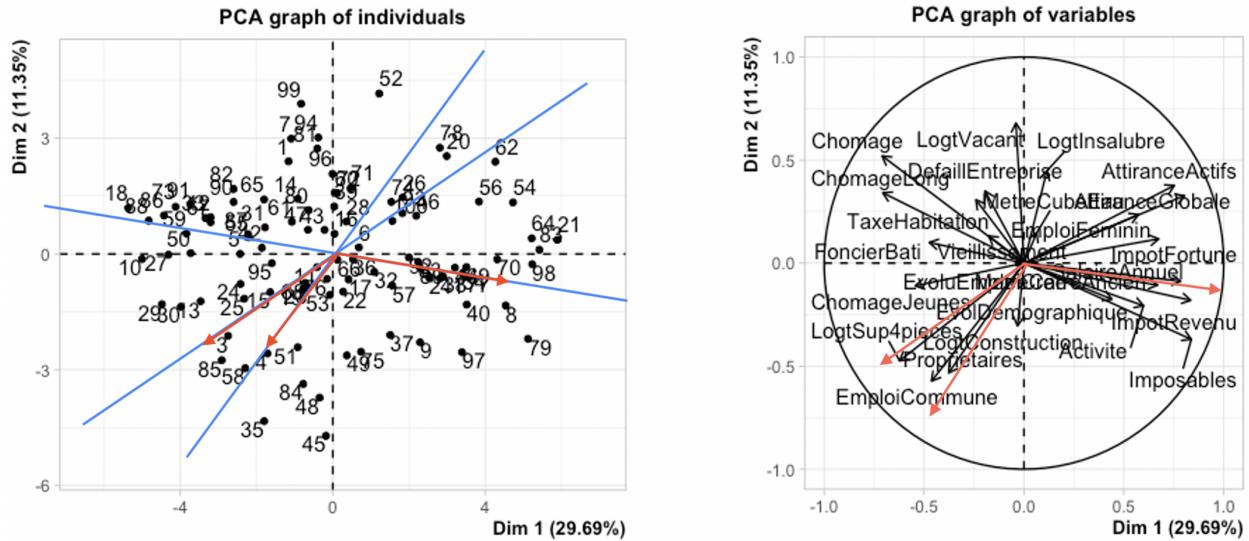
Lorsque nous projetons sur l'axe "Chômage", nous observons que les grandes valeurs sont pour les villes comme Béziers, Sète, Perpignan ou Arles ; ce qui reste en rapport par rapport à la première ACP faite précédemment.

Lorsque nous projetons sur l'axe "Villes Historiques", nous observons que les villes comme Blois, Bourges, Le Mans ou Saint-Malo possèdent les plus grandes valeurs.

Nous pouvons donc dire que dans la première ACP, nous avions une grande disparité entre les villes de la région Ile-De-France et le reste de la France.

Cette disparité rendait graphiquement le reste de la France comme une masse homogène ; ce qui rendait l'interprétation plus compliquée.

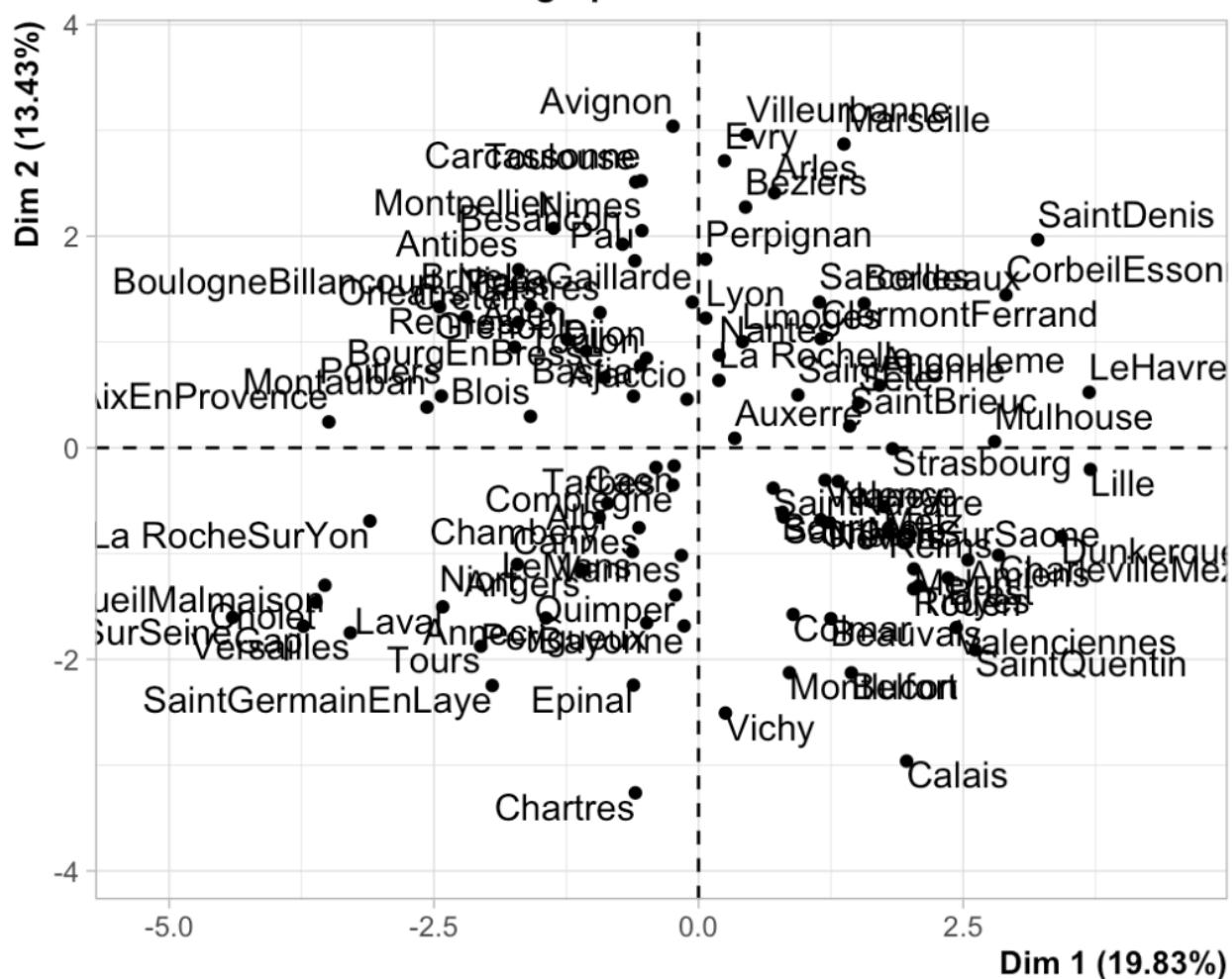
Maintenant, nous avons une masse facile à interpréter ; cette disparité a disparu.



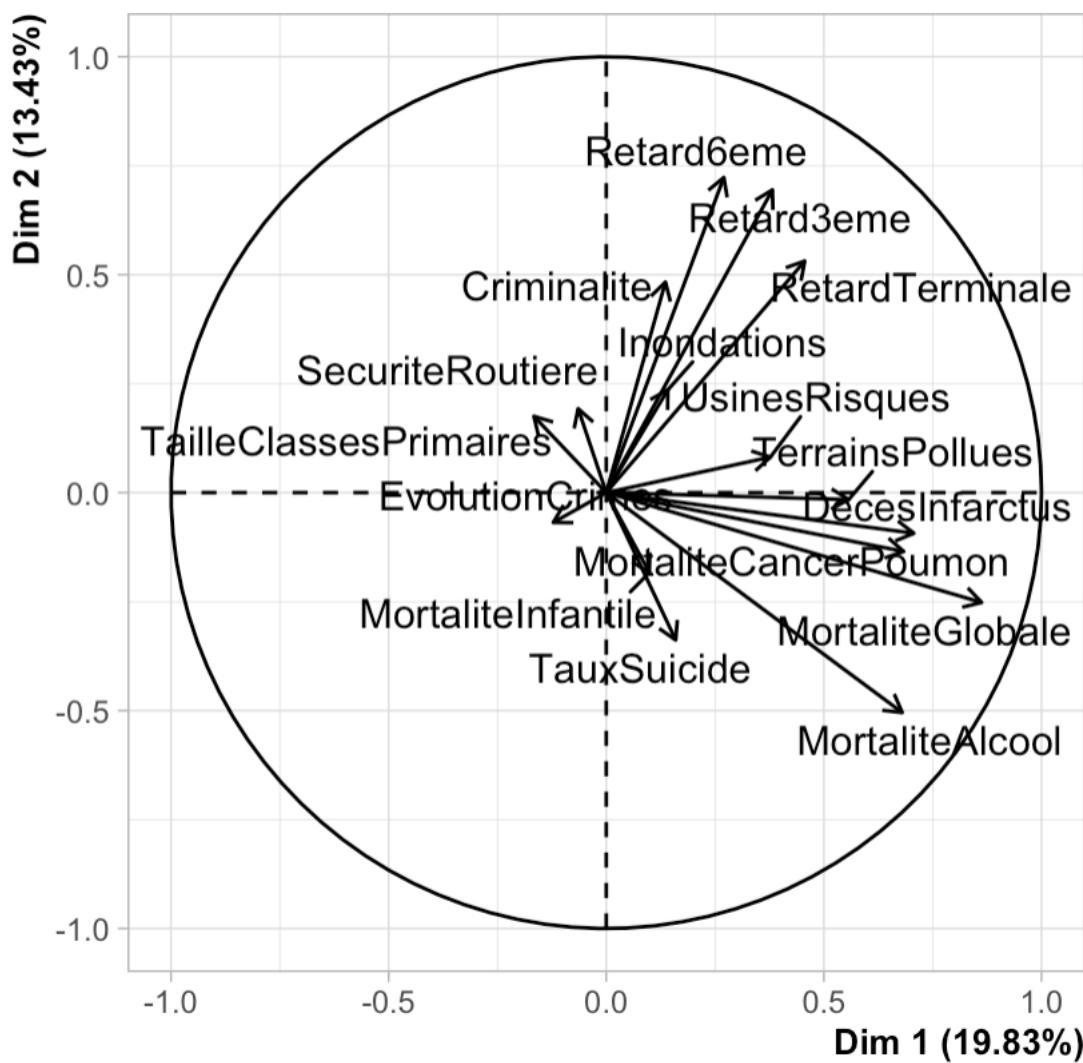
- Risques

```
RisRank <- apply(Risques, 2, rank)
PCARisRank <- PCA(RisRank, scale.unit = T)
```

PCA graph of individuals

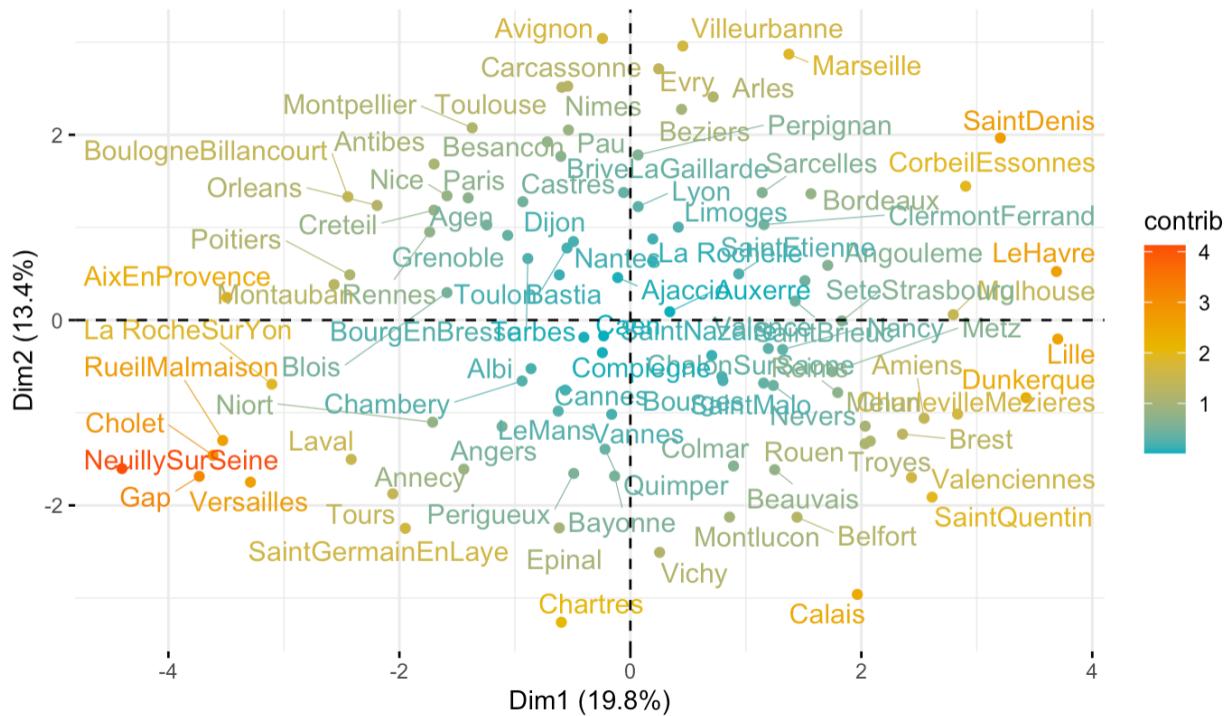


**PCA graph of variables**



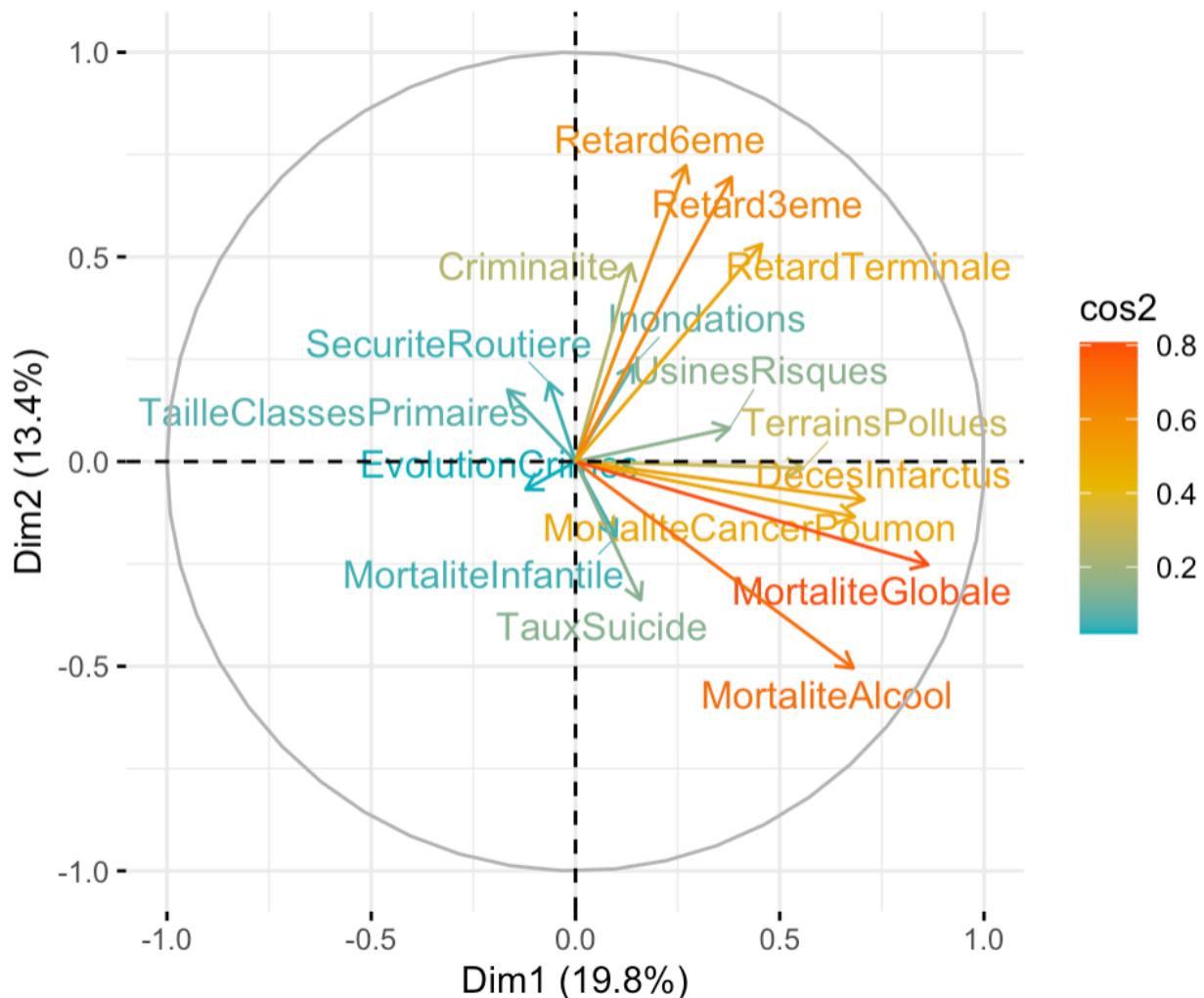
```
fviz_pca_ind(PCARisRank, col.ind="contrib",gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),repel=TRUE)
```

## Individuals - PCA



```
fviz_pca_var(PCARisRank, col.var = "cos2" ,gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),repel = T)
```

## Variables - PCA



Nous avons effectué une ACP de rang pour le thème Risque.

Le graphe de variables n'est pas changé donc nous pouvons garder les mêmes axes pris pour l'ACP grossière pour le thème risque; c'est à dire :

- ◊ Criminalité
- ◊ Pollution
- ◊ Villes historiques

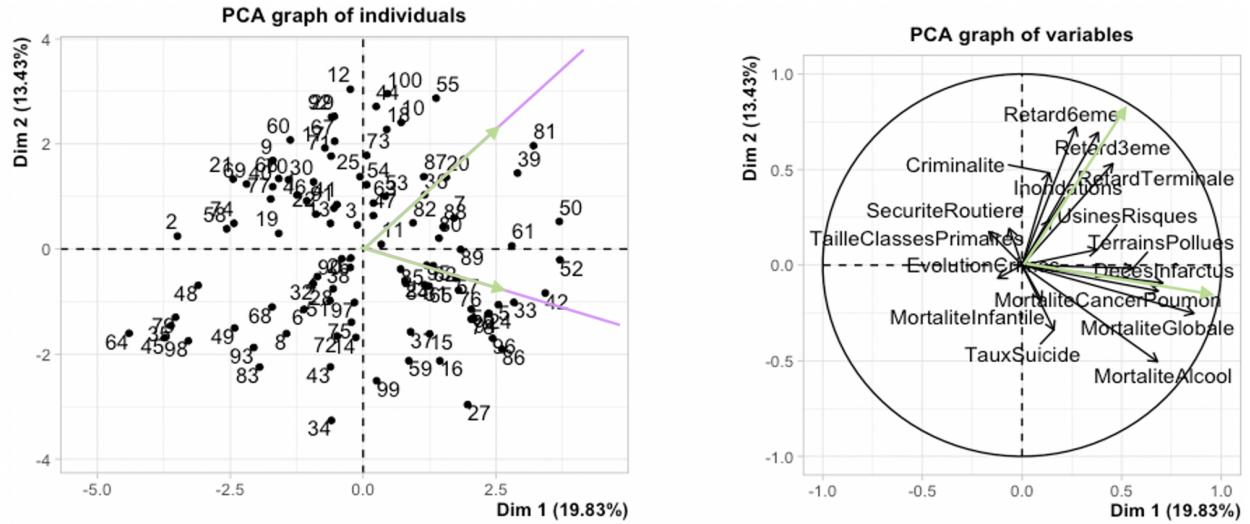
En projetant sur le premier axe, celui de la "Criminalité", on observe que Saint-Denis se distingue toujours suivie de Corbeil-Essonnes et Marseille.

Cependant, les valeurs ne sont plus aussi imposantes que pour la première ACP car les villes comme Le Havre, Mulhouse et Strasbourg se distinguent aussi.

Des villes qui n'apparaissaient pas lors de la première ACP.

En projetant les villes sur le deuxième axe, celui de la "Pollution", on observe que Calais, Belfort, Montluçon, Beauvais ou Vichy sont les villes les plus polluées avec un fort taux de mortalité à cause de cancers ou d'infarctus.

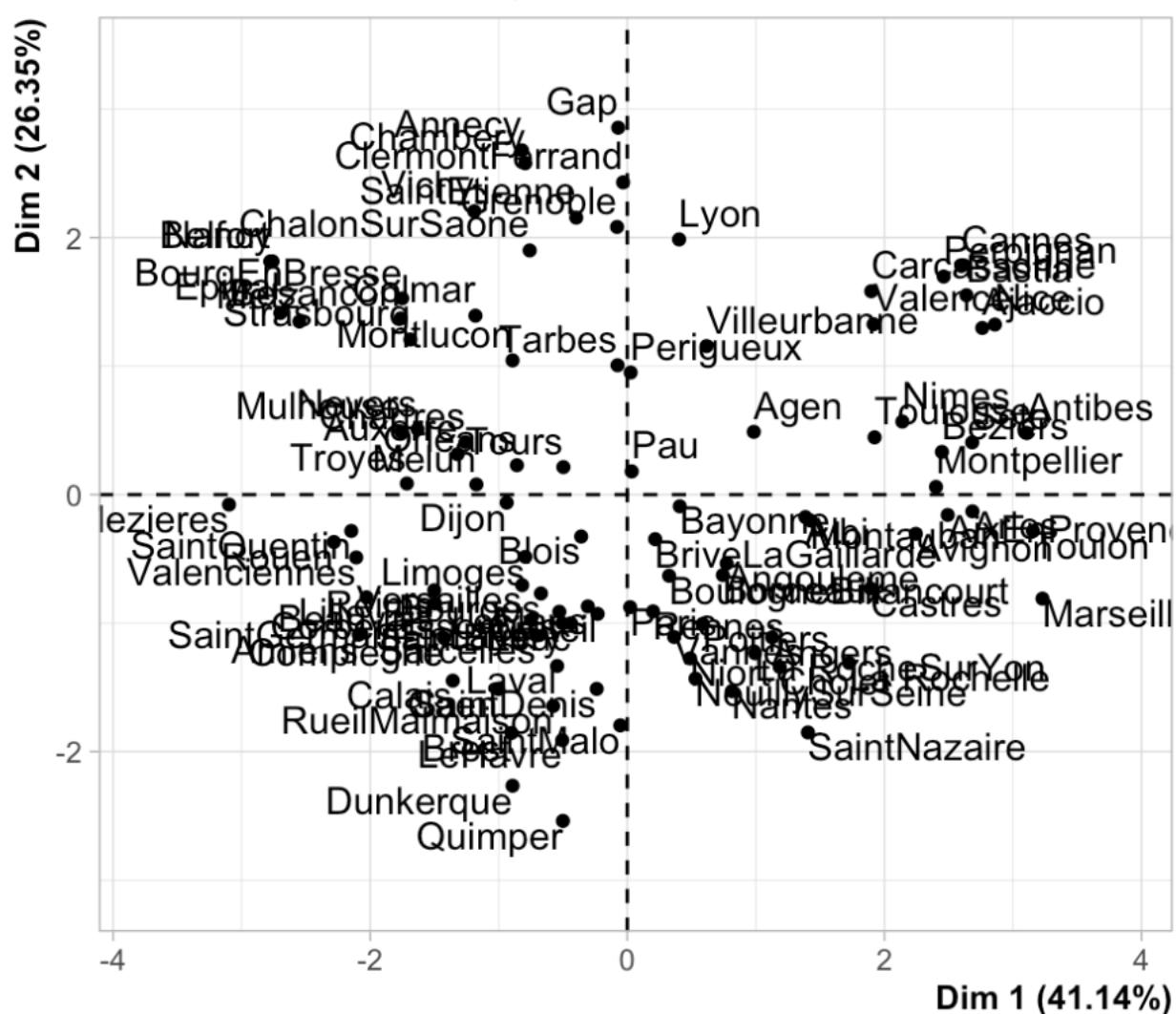
Nous avons fait une interprétation qui n'était pas possible lors de notre première ACP. En effet, les villes comme Lille et Mulhouse étaient écrasés par les valeurs atypiques comme la ville de Saint-Denis.



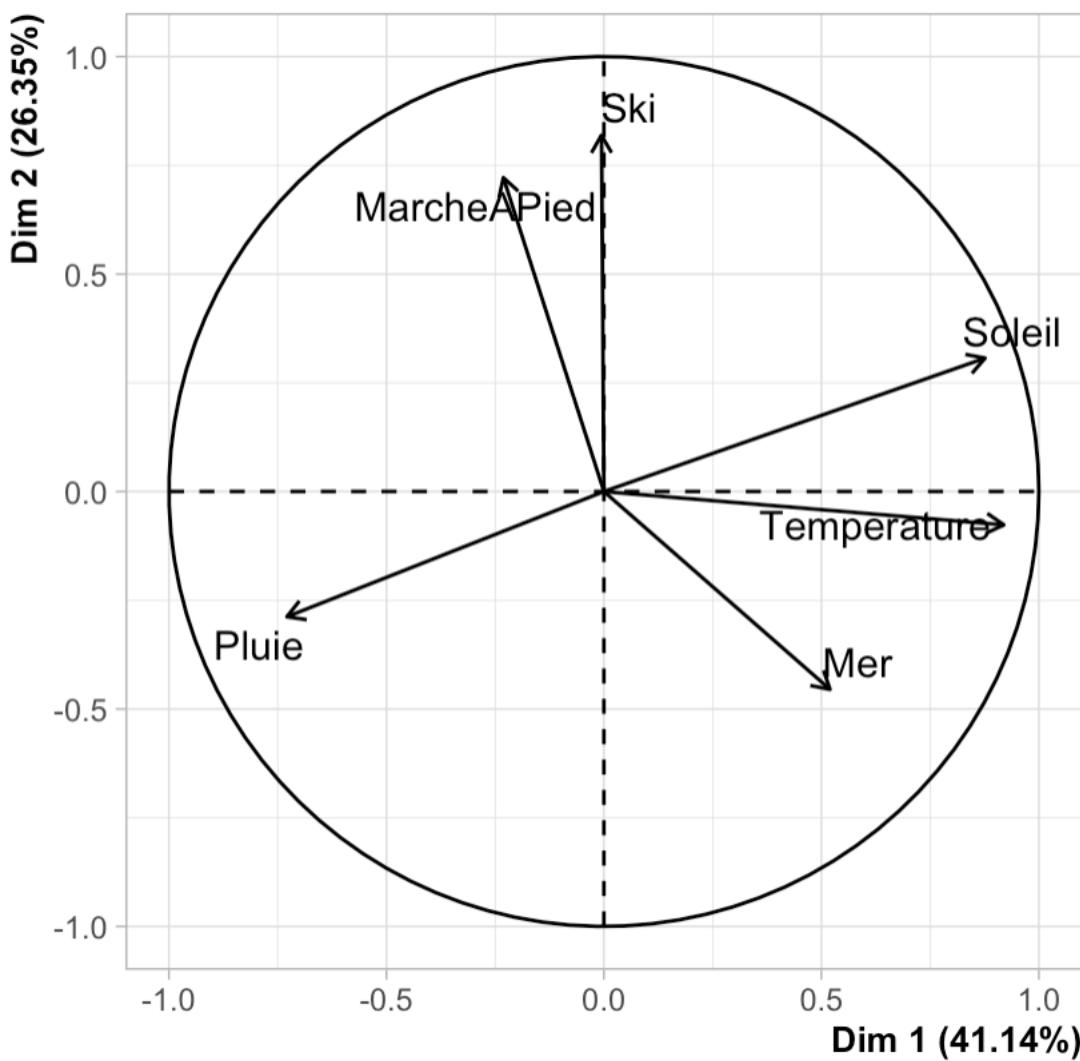
- Nature

```
NatRank <- apply(Nature, 2, rank)
PCANatRank <- PCA(NatRank, scale.unit = T)
```

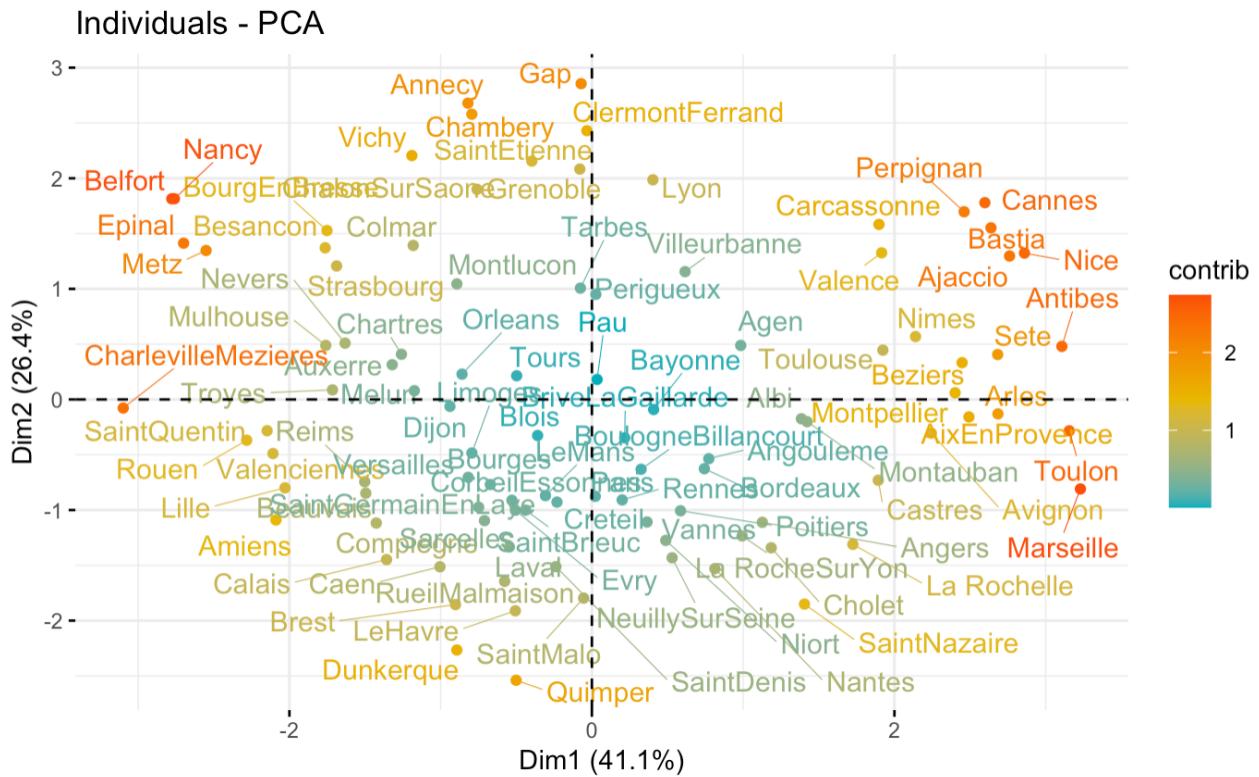
PCA graph of individuals



**PCA graph of variables**

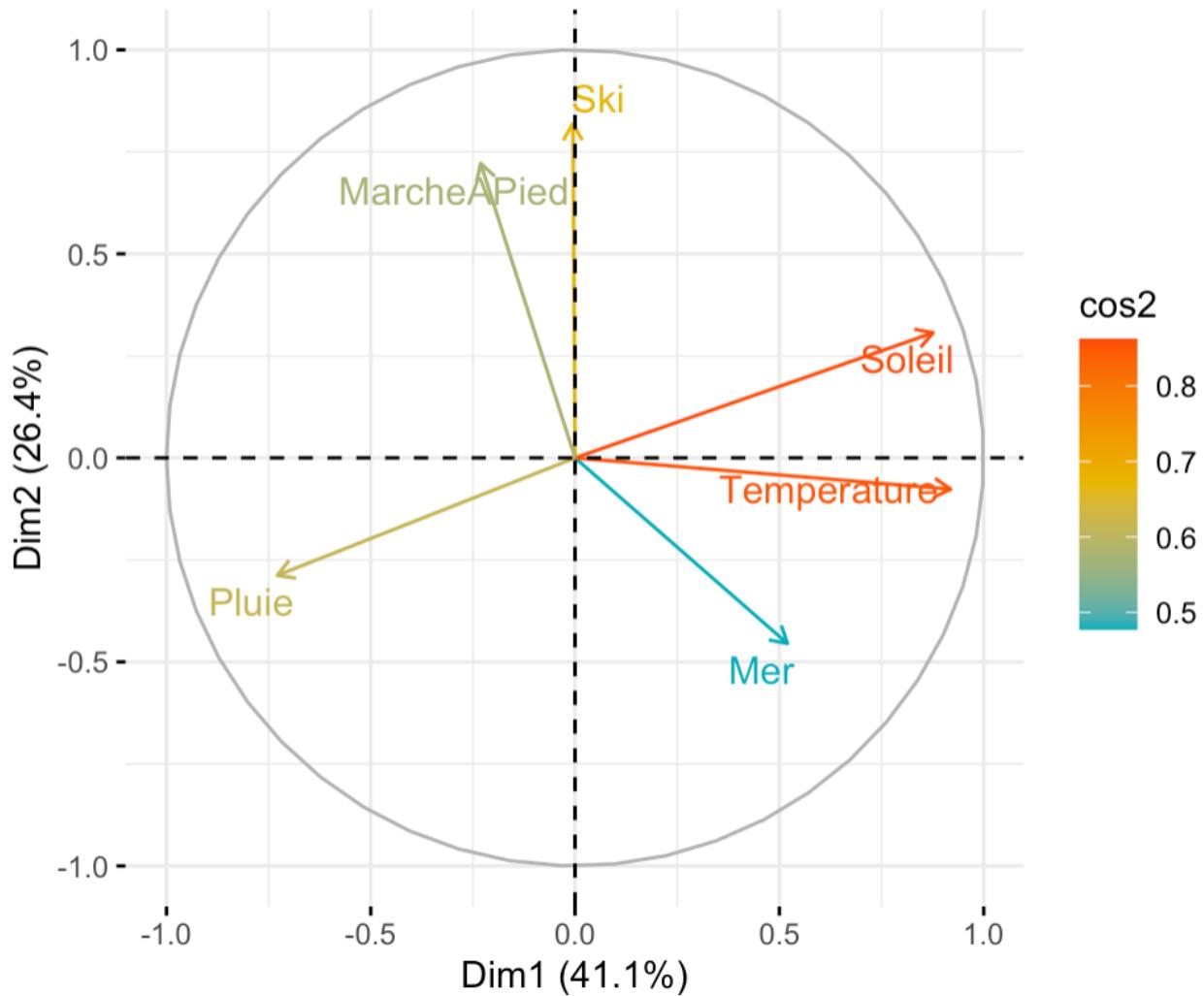


```
fviz_pca_ind(PCANatRank, col.ind="contrib",gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"),repel=TRUE)
```



```
fviz_pca_var(PCANatRank, col.var = "cos2", gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel = TRUE)
```

## Variables - PCA



Nous avons effectuer une ACP de rang pour le thème Nature.

Le graphe de variables n'est pas changé donc nous pouvons garder les mêmes axes pris pour l'ACP grossière pour le thème nature; c'est à dire :

- ◊ Villes Chaudes
- ◊ Villes Montagnardes
- ◊ Villes Fortes Pluies

En projetant sur l'axe des Villes Chaudes, nous observons que les villes de Marseille, Toulon, Antibes, Nice, Cannes, Bastia, Ajaccio, Perpignan et Bastia sortent distinctement sans pour autant écraser les autres individus (villes).

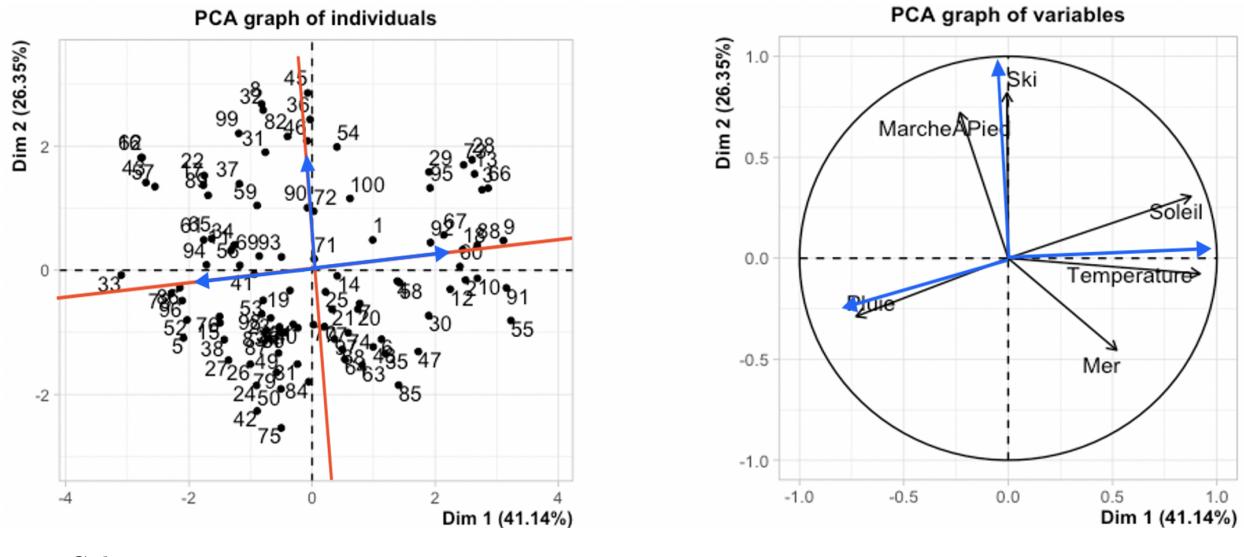
En projetant sur l'axe des Villes Montagnardes, nous observons que les villes Annecy, Gap, Chambéry, Clermont-Ferrand, Saint-Etienne, Vichy ou Grenoble ont les plus grandes valeurs.

Et en projetant sur l'axe des Villes Fortes Pluies, nous observons que les villes de Nancy, Belfort, Epinal, Metz ou CharleVille-Mezieres qui se distinguent fortement sans écraser les autres individus.

L'ACP de rang pour le thème Nature n'est pas très différente de l'ACP grossière faite précédemment sauf

que les valeurs sont beaucoup plus lisibles et plus simple à interpréter.

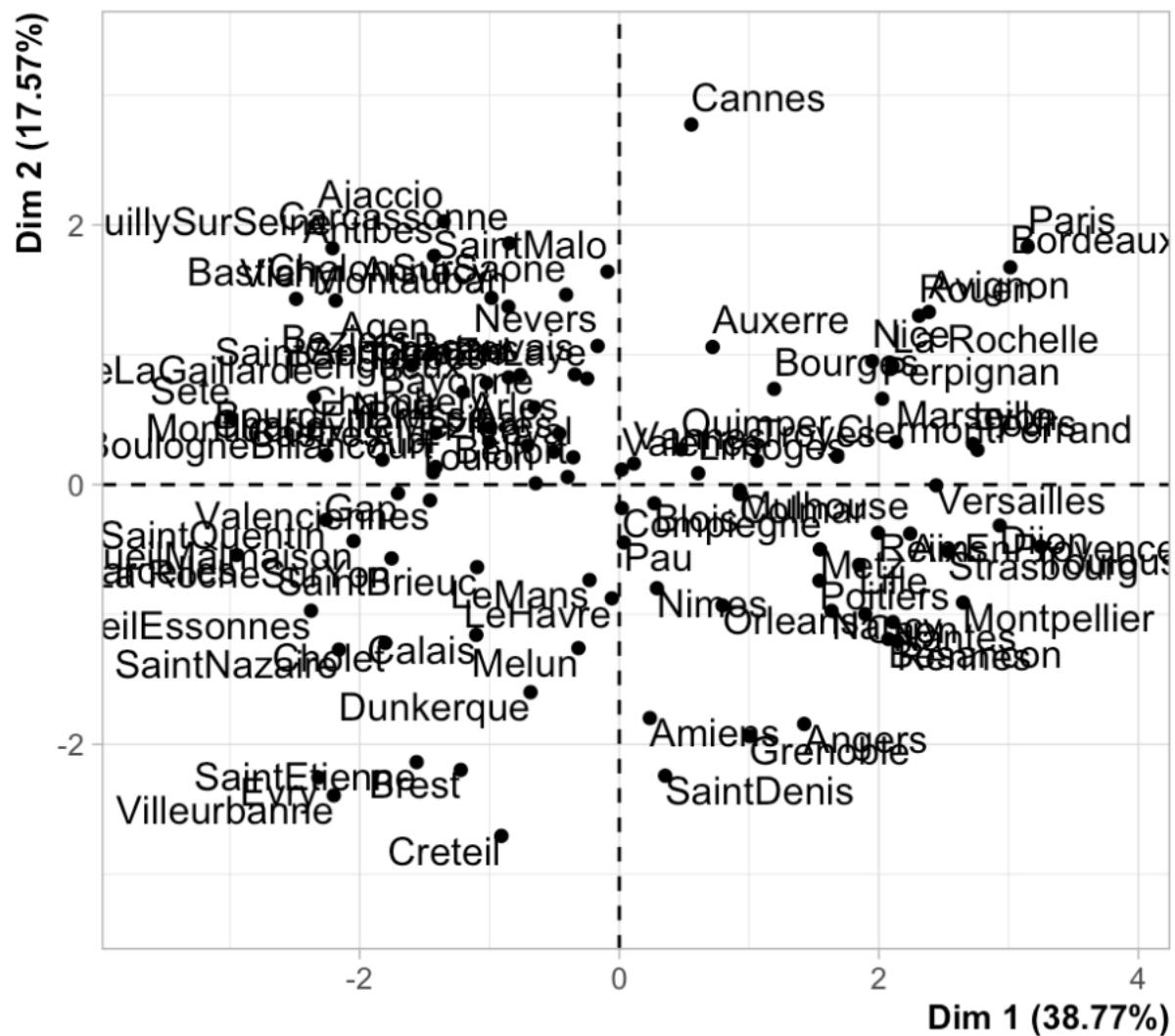
Au final, l'interprétation reste la même.



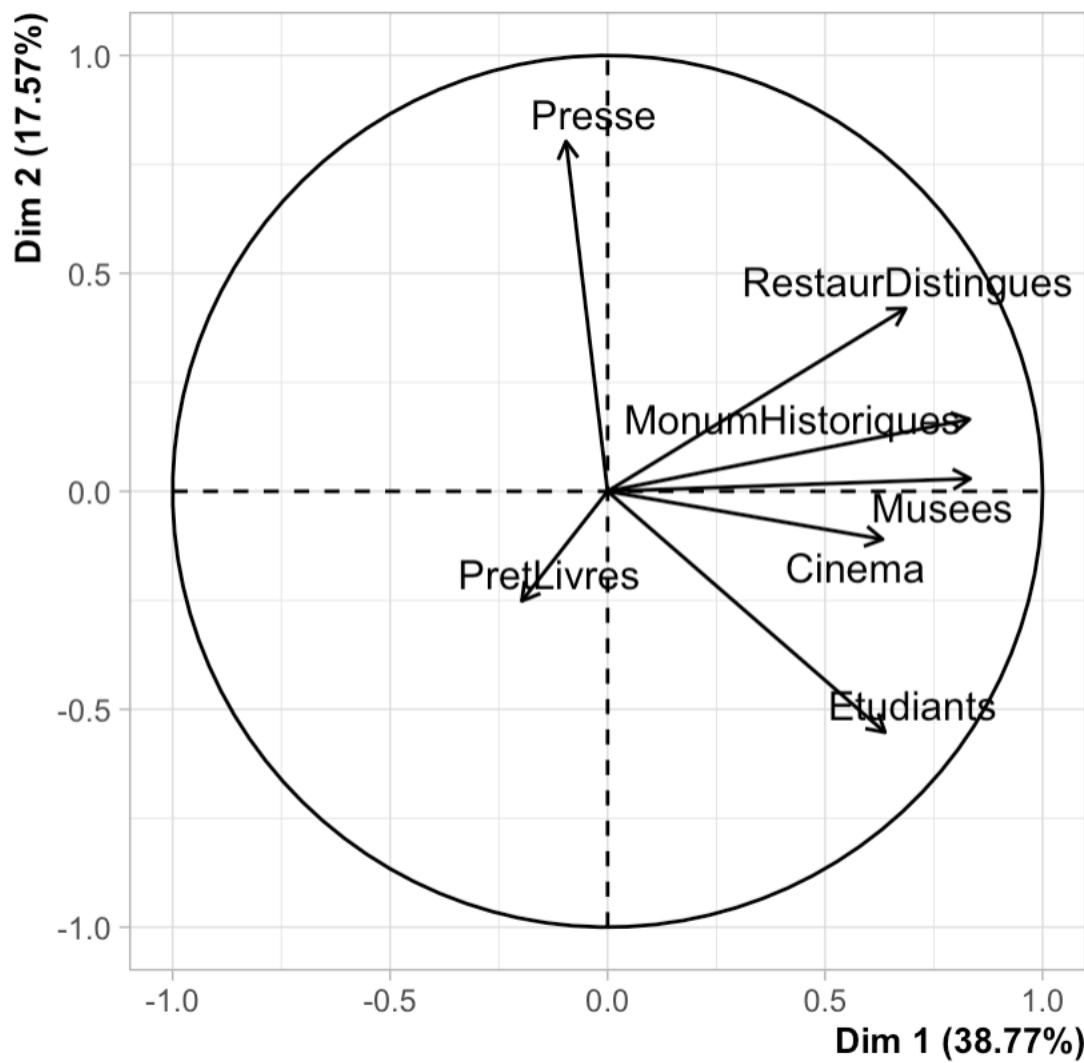
- Culture

```
CultRank <- apply(Culture, 2, rank)
PCACultRank <- PCA(CultRank, scale.unit = T)
```

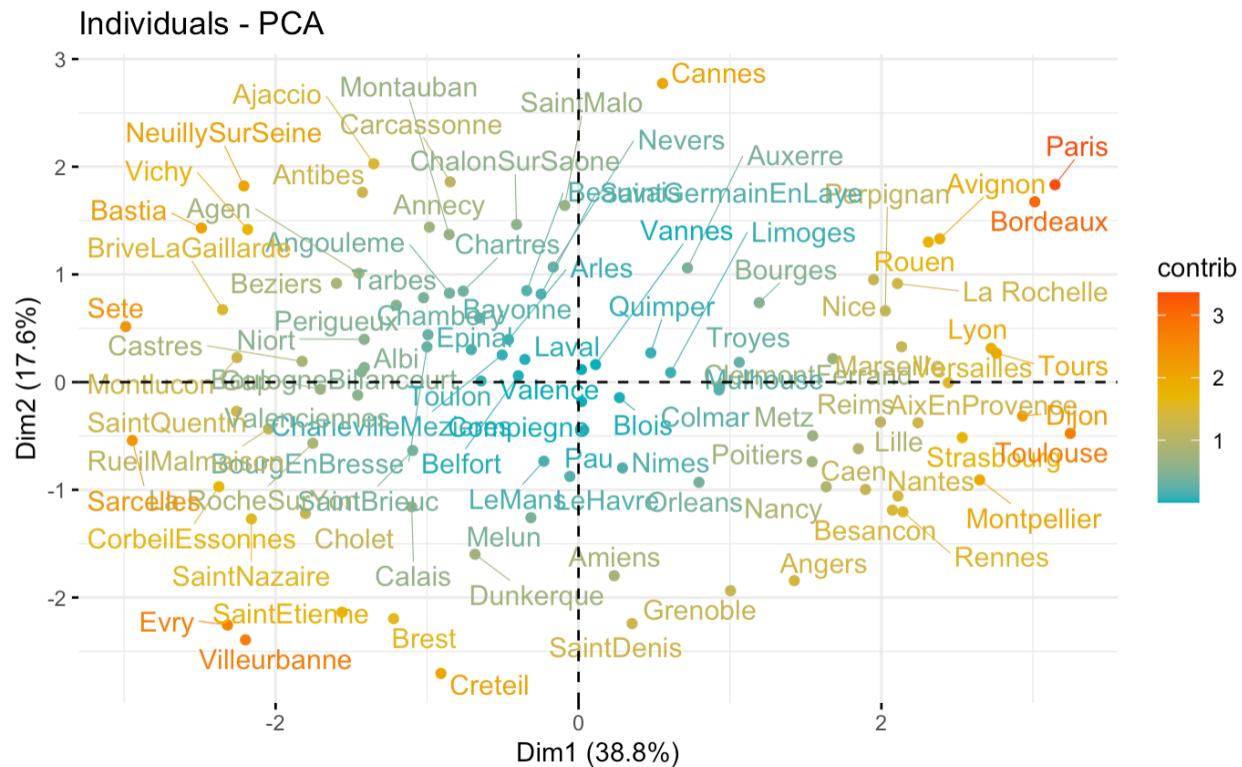
### PCA graph of individuals



**PCA graph of variables**

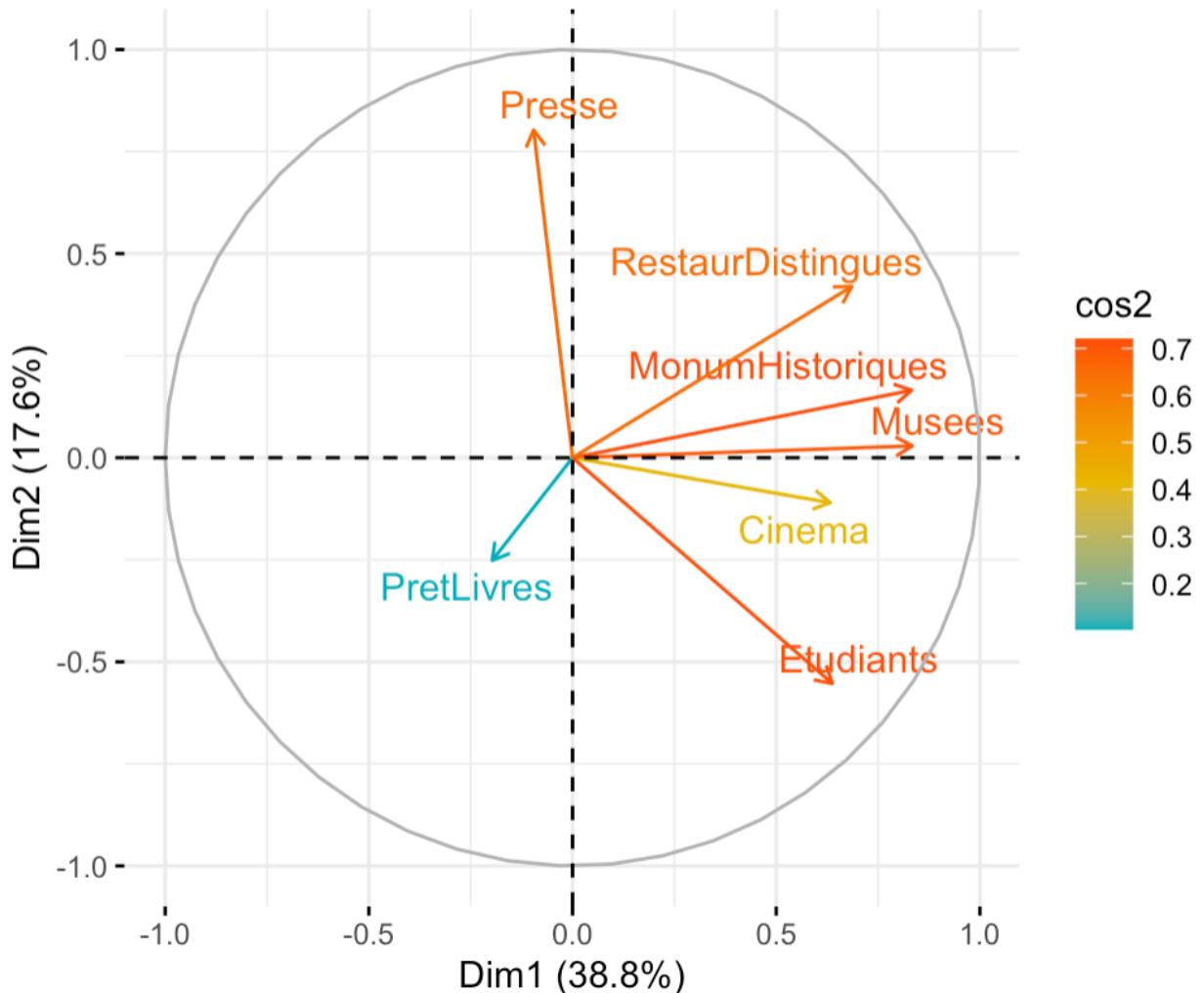


```
fviz_pca_ind(PCACultRank, col.ind="contrib", gradient.cols=c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel=TRUE)
```



```
fviz_pca_var(PCACultRank, col.var = "cos2", gradient.cols = c("#00AFBB", "#E7B800", "#FC4E07"), repel = TRUE)
```

## Variables - PCA



Nous avons effectuer une ACP de rang pour le thème Culture.

Le graphe de variables n'est pas changé donc nous pouvons garder les mêmes axes pris pour l'ACP grossière pour le thème culture; c'est à dire :

- ◊Villes Touristiques
- ◊Villes Étudiante

En projetant sur l'axe des Villes touristiques, nous observons que les villes de Paris et Bordeaux se distinguent suivi par la ville de Avignon.

Lors de notre première ACP, nous avions la ville de Paris qui écrasait les autres villes.

Maintenant nous avons la ville de Bordeaux qui est une ville assez réputée surtout pour son vin.

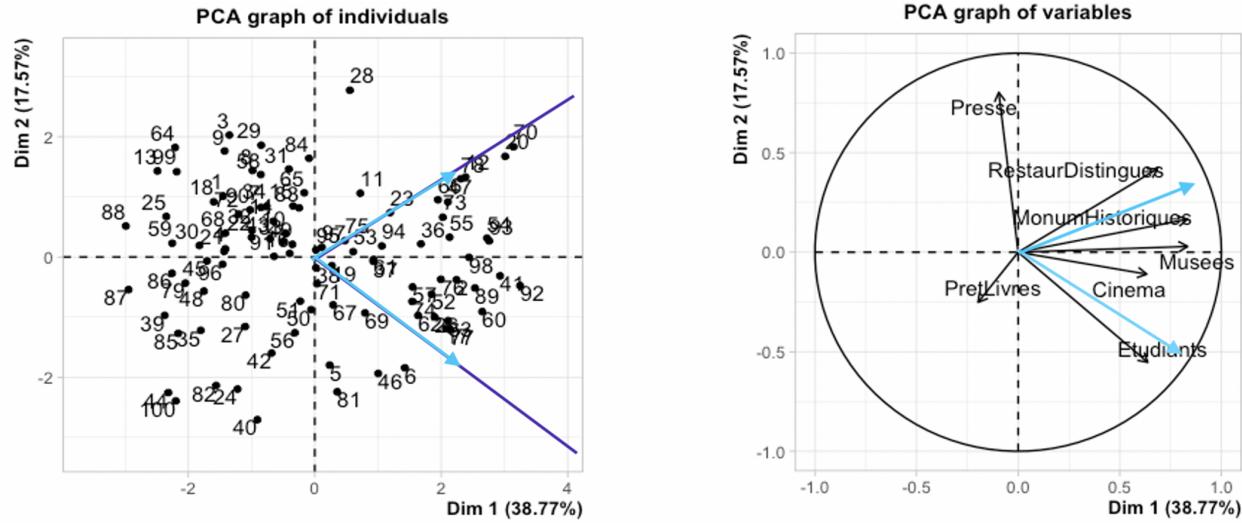
Le vignoble de Bordeaux produit du vin parmi les plus réputés et les plus chers du monde, faisant du bordeaux une référence mondiale qui attire les dégustateurs de vin.

La ville d'Avignon est connue pour son fameux pont ; le pont de Saint-Bénézet qui a été rendu célèbre grâce à la chanson pour enfants "sur le pont d'Avignon".

En projetant maintenant sur l'axe des Villes étudiantes, nous observons que les villes comme Montpellier, Toulouse, Lyon sont toujours dans les premiers comme pour l'ACP précédente.

Cependant, nous avons aussi les villes de Strasbourg, Dijon, Nantes, Rennes et Lille qui ressortent; ce qui n'était pas le cas lors de la première ACP.

Notre interprétation reste la même.



### Conclusion

Nous avons donc appliqué une ACP de rang sur chacun de nos thèmes. Nous pouvons donc observer qu'il n'y a pas de changements sur le graphe des variables.

Cependant, nous avons un changement sur le graphe des individus que nous avons mis en valeur grâce à la fonction "fviz pca var" et grâce au cos2.

Ce changement s'effectue dans la disparition des grandes disparités entre les villes; les valeurs atypiques ne sont plus centralisées.

L'ACP par rang nous permet donc d'effectuer une analyse beaucoup plus solide et les valeurs atypiques n'écrasent plus les autres.