

# Analyse Factorielle de Données Mixtes

## AFDM

Principes et pratique de l'AFDM

Ricco RAKOTOMALALA  
Université Lumière Lyon 2



# PLAN

1. Position du problème
2. AFDM - Calculs - Equivalences
3. Pratique de l'AFDM
4. Solution alternative : discrétisation + ACM
5. Les logiciels (R et Tanagra)
6. Bibliographie



# Position du problème

Construire un nouveau système de représentation  
(facteurs, axes factoriels : combinaisons linéaires des variables quantitatives et des  
indicatrices des variables qualitatives)  
qui permet synthétiser l'information



Extrait des données

« autos 2005 »

(Gonzalez, Cours  
STA101, CNAM)

Variables « actives » quantitatives et /ou qualitatives

C = 5 quantitatives

D = 3 qualitatives

$i : 1, \dots, n = 10$

Individus actifs

Modele	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	origine	carburant	4X4
GOLF	75	421	149	1217	143	Europe	Diesel	non
CITRONC4	138	426	146	1381	142	France	Diesel	non
P607	204	491	145	1723	223	France	Diesel	non
VELSATIS	150	486	158	1735	188	France	Diesel	non
CITRONC2	61	367	147	932	141	France	Essence	non
CHRY300	340	502	148	1835	291	Autres	Essence	non
AUDIA3	102	421	143	1205	168	Europe	Essence	non
OUTLAND	202	455	167	1595	237	Autres	Diesel	oui
PTCRUISER	223	429	154	1595	235	Autres	Essence	non
SANTA_FE	125	450	173	1757	197	Autres	Diesel	oui

Questions :

- (1) Quelles sont les automobiles qui se ressemblent ? (proximité entre les individus)
- (2) Sur quelles caractéristiques sont fondées les ressemblances / dissemblances ?
- (3) Quelles sont les relations entre les variables ?
- (4) Et les relations entre les modalités, entre les modalités et les variables quantitatives ?



# Objectif de l'analyse factorielle

1. Trouver un facteur  $F_1$  qui soit **le plus liée possible** avec les variables originelles
2. Si la liaison n'est pas parfaite, trouver un second facteur qui explique l'information résiduelle (non prise en compte en 1.)
3. Etc. jusqu'au  $H^{\text{ème}}$  facteur

## ACP

(Toutes les variables  
actives **quantitatives**)

$$\lambda_1 = \sum_j r^2(F_1, X_j)$$

$r^2$  est le carré du coefficient de corrélation. C'est pour cela que dans le cercle des corrélations, on se concentre sur les variables proches du bord.

## ACM

(Toutes les variables  
actives **qualitatives**)

$$\lambda_1 = \sum_j \eta^2(F_1, X_j)$$

$\eta^2$  est le carré du rapport de corrélation. On veut que les modalités d'une variable soient le plus écartés possible les unes des autres.

## AFDM

(Variables actives  
**quantitatives** et  
**qualitatives**)

$$\lambda_1 = \sum_{j=1}^C r^2(F_1, X_j) + \sum_{j=C+1}^D \eta^2(F_1, X_j)$$

( $0 \leq r^2 \leq 1$ ) et ( $0 \leq \eta^2 \leq 1$ ) : les deux types de variables jouent un rôle équilibré dans l'analyse !!! C'est un aspect primordial.

# Comment parvenir à ce résultat ?

(en exploitant les outils usuels de l'analyse factorielle)



# AFDM via un programme d'ACP

On peut obtenir les résultats de l'AFDM avec un programme réalisant une ACP

Il faut simplement passer par une transformation judicieuse des données

Equivalences avec l'ACP et l'ACM



# Transformation des données

## Etape 1 – Codage disjonctif complet des variables qualitatives

$k : 1, \dots, C + M = P = 12$

$\sum_{j=C+1}^D m_j = M = 7$

$j : 1, \dots, C = 5$

$m_1 = 3$

$m_2 = 2$

$m_3 = 2$

Modele	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2
GOLF	75	421	149	1217	143
CITRONC4	138	426	146	1381	142
P607	204	491	145	1723	223
VELSATIS	150	486	158	1735	188
CITRONC2	61	367	147	932	141
CHRY300	340	502	148	1835	291
AUDIA3	102	421	143	1205	168
OUTLAND	202	455	167	1595	237
PTCRUISER	223	429	154	1595	235
SANTA_FE	125	450	173	1757	197

$x_{ik}$

orig_Autres	orig_Europ	orig_France	carb_Diese	carb_Essen	4X4_non	4X4_oui
0	1	0	1	0	1	0
0	0	1	1	0	1	0
0	0	1	1	0	1	0
0	0	1	1	0	1	0
0	0	1	0	1	1	0
1	0	0	0	1	1	0
0	1	0	0	1	1	0
1	0	0	1	0	0	1
1	0	0	0	1	1	0
1	0	0	1	0	0	1

Moyenne	162	444.8	153	1497.5	196.5	N_k	4	2	4	6	4	8	2
Ecart-Type	78.9	38.8	9.5	283.7	47.5	p_k	0.4	0.2	0.4	0.6	0.4	0.8	0.2

$\mu_k$  : moyenne de la variable  
 $\sigma_k$  : écart-type

$n_k$  : Effectif de la modalité  
 $p_k$  : proportion =  $n_k/n$

# Transformation des données

## Etape 2 – Standardisation différenciée des colonnes

Modele	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	orig_Autres	orig_Europe	orig_France	carb_Diesel	carb_Essenc	4X4_non	4X4_oui
GOLF	-1.103	-0.614	-0.419	-0.989	-1.127	0.000	2.236	0.000	1.291	0.000	1.118	0.000
CITRONC4	-0.304	-0.485	-0.733	-0.411	-1.148	0.000	0.000	1.581	1.291	0.000	1.118	0.000
P607	0.532	1.192	-0.838	0.795	0.558	0.000	0.000	1.581	1.291	0.000	1.118	0.000
VELSATIS	-0.152	1.063	0.524	0.837	-0.179	0.000	0.000	1.581	1.291	0.000	1.118	0.000
CITRONC2	-1.280	-2.007	-0.628	-1.993	-1.169	0.000	0.000	1.581	0.000	1.581	1.118	0.000
CHRY300	2.256	1.476	-0.524	1.189	1.990	1.581	0.000	0.000	0.000	1.581	1.118	0.000
AUDIA3	-0.761	-0.614	-1.047	-1.031	-0.600	0.000	2.236	0.000	0.000	1.581	1.118	0.000
OUTLAND	0.507	0.263	1.466	0.344	0.853	1.581	0.000	0.000	1.291	0.000	0.000	2.236
PTCRUISER	0.773	-0.408	0.105	0.344	0.811	1.581	0.000	0.000	0.000	1.581	1.118	0.000
SANTA_FE	-0.469	0.134	2.094	0.915	0.011	1.581	0.000	0.000	1.291	0.000	0.000	2.236

$$z_{ik} = \frac{x_{ik} - \mu_k}{\sigma_k} ; k = 1, \dots, C$$

$$z_{ik} = \frac{x_{ik}}{\sqrt{p_k}} ; k = C + 1, \dots, P$$

Et on peut lancer une ACP (non normée puisque les données sont déjà réduites)  
sur ces données transformées → on obtient les résultats de l'AFDM



# Pourquoi ces transformations ?

(1) Variables quantitatives (inerties)  $I(\text{Variable}) = 1$  → Comme en ACP normée



Si toutes les variables sont quantitatives : AFDM = ACP

(2) Variables qualitatives (inerties)  $I(\text{Modalité}) = 1 - p_k$   
 $I(\text{Variable}) = m_j - 1$  → Comme en ACM (à un facteur près)



Si toutes les variables sont qualitatives : AFDM = ACM

**L'AFDM est une « vraie » généralisation**  
(dans le sens où l'ACP et l'ACM en sont des cas particuliers)



#chargement du fichier

```
autos <- read.table(file="AUTOS2005subset.txt", row.names=1, header=T, sep="\t")
```

```
print(summary(autos))
```

#fonction pour centrage-réduction

```
CR <- function(x){
```

```
  n <- length(x)
```

```
  m <- mean(x)
```

```
  v <- (n-1)/n*var(x)
```

```
  return((x-m)/sqrt(v))
```

```
}
```

#appliquer la fonction sur les variables continues

```
autos.cont <- data.frame(lapply(subset(autos,select=1:5),CR))
```

```
print(autos.cont)
```

#codage disjonctif complet

```
library(ade4)
```

```
autos.disc <- acm.disjonctif(subset(autos,select=6:8))
```

#fonction pour pondération des indicatrices

```
PF <- function(x){
```

```
  m <- mean(x)
```

```
  return(x/sqrt(m))
```

```
}
```

#appliquer la pondération sur les indicatrices

```
autos.disc.pond <- data.frame(lapply(autos.disc,PF))
```

#données transformées envoyées à l'ACP

```
autos.pour.acp <- cbind(autos.cont,autos.disc.pond)
```

```
rownames(autos.pour.acp) <- rownames(autos)
```

```
print(round(autos.pour.acp,3))
```

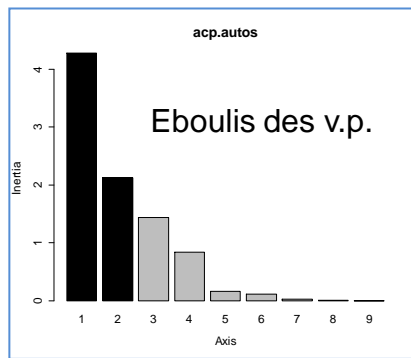
	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	origine	carburant	X4X4
Min.	: 61.0	Min. :367.0	Min. :143.0	Min. : 932	Min. :141.0	Autres:4	Diesel :6	non:8
1st Qu.:	107.8	1st Qu.:422.2	1st Qu.:146.2	1st Qu.:1258	1st Qu.:149.2	Europe:2	Essence:4	oui:2
Median	:144.0	Median :439.5	Median :148.5	Median :1595	Median :192.5	France:4		
Mean	:162.0	Mean :444.8	Mean :153.0	Mean :1498	Mean :196.5			
3rd Qu.:	203.5	3rd Qu.:478.2	3rd Qu.:157.0	3rd Qu.:1732	3rd Qu.:232.0			
Max.	:340.0	Max. :502.0	Max. :173.0	Max. :1835	Max. :291.0			

	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2
1	-1.1028751	-0.6140305	-0.4188539	-0.9885623	-1.12656547
2	-0.3042414	-0.4850325	-0.7329943	-0.4105793	-1.14762277
3	0.5324225	1.1919416	-0.8377078	0.7947266	0.55801841
4	-0.1521207	1.0629436	0.5235674	0.8370180	-0.17898704
5	-1.2803493	-2.0072090	-0.6282809	-1.9929839	-1.16868007
6	2.2564571	1.4757372	-0.5235674	1.1894466	1.98991471
7	-0.7606035	-0.6140305	-1.0471348	-1.0308537	-0.60013301
8	0.5070690	0.2631559	1.4659887	0.3436179	0.85282059
9	0.7732802	-0.4076337	0.1047135	0.3436179	0.81070599
10	-0.4690388	0.1341579	2.0942695	0.9145523	0.01052865

	origine.Autres	origine.Europe	origine.France	carburant.Diesel	carburant.Essence	X4X4.non	X4X4.oui
GOLF	0	1	0	1	0	1	0
CITRONC4	0	0	1	1	0	1	0
P607	0	0	1	1	0	1	0
VELSATIS	0	0	1	1	0	1	0
CITRONC2	0	0	1	0	1	1	0
CHRY300	1	0	0	0	1	1	0
AUDIA3	0	1	0	0	1	1	0
OUTLAND	1	0	0	1	0	0	1
PTCRUISER	1	0	0	0	1	1	0
SANTA_FE	1	0	0	1	0	0	1

	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	origine.Autres	origine.Europe	origine.France	carburant.Diesel	carburant.Essence	X4X4.non	X4X4.oui
GOLF	-1.103	-0.614	-0.419	-0.989	-1.127	0.000	2.236	0.000	1.291	0.000	1.118	0.000
CITRONC4	-0.304	-0.485	-0.733	-0.411	-1.148	0.000	0.000	1.581	1.291	0.000	1.118	0.000
P607	0.532	1.192	-0.838	0.795	0.558	0.000	0.000	1.581	1.291	0.000	1.118	0.000
VELSATIS	-0.152	1.063	0.524	0.837	-0.179	0.000	0.000	1.581	1.291	0.000	1.118	0.000
CITRONC2	-1.280	-2.007	-0.628	-1.993	-1.169	0.000	0.000	1.581	0.000	1.581	1.118	0.000
CHRY300	2.256	1.476	-0.524	1.189	1.990	1.581	0.000	0.000	0.000	1.581	1.118	0.000
AUDIA3	-0.761	-0.614	-1.047	-1.031	-0.600	0.000	2.236	0.000	0.000	1.581	1.118	0.000
OUTLAND	0.507	0.263	1.466	0.344	0.853	1.581	0.000	0.000	1.291	0.000	0.000	2.236
PTCRUISER	0.773	-0.408	0.105	0.344	0.811	1.581	0.000	0.000	0.000	1.581	1.118	0.000
SANTA_FE	-0.469	0.134	2.094	0.915	0.011	1.581	0.000	0.000	1.291	0.000	0.000	2.236





[1] 4.27314 2.12189 1.43872 0.83637 0.16403 0.11447 0.03363 0.01581 0.00196

```
#acp avec le package ade4
library(ade4)
acp.autos <- dudi.pca(autos.pour.acp,center=T,scale=F,scannf=F)
```

```
#valeurs propres
print(round(acp.autos$eig,5))
```

```
#coordonnées ACP des variables : Gkh
#pour les quanti -> corrélations avec les facteurs
print(acp.autos$co[,1:2])
```

```
##### pour les quali -> calculs supplémentaires nécessaires #####
#récupérer coord. acp des modalités
moda <- acp.autos$co[6:12,1:2]
```

```
#fréquence des modalités
freq.moda <- colMeans(autos.disc)
```

```
#calcul des moyennes conditionnelles sur les 2 premiers facteurs
coord.moda <- moda[,1]*sqrt(acp.autos$eig[1]/freq.moda)
coord.moda <- cbind(coord.moda,moda[,2]*sqrt(acp.autos$eig[2]/freq.moda))
print(coord.moda)
```

```
#coordonnées des individus
print(round(acp.autos$Ii[,1:2],5))
```

$$r(F_h, X_k) = G_{kh}; k = 1, \dots, C$$

$$\mu_{kh} = G_{kh} \times \sqrt{\frac{\lambda_h}{p_k}}; k = C+1, \dots, C+M$$

	Comp1	Comp2
puissance	0.8193449	0.53918597
longueur	0.7961816	0.24488939
hauteur	0.5783768	-0.76358497
poids	0.9295162	0.06113128
CO2	0.8906616	0.37898421
origine.Autres	0.6145381	-0.09436935
origine.Europe	-0.5012586	0.01658939
origine.France	-0.2600947	0.08263888
carburant.Diesel	-0.1063246	-0.40231276
carburant.Essence	-0.1302205	0.49273049
X4X4.non	-0.2241774	0.35216986
X4X4.oui	0.4483547	-0.70433973

	coord.moda	
origine.Autres	2.0085940	-0.21735125
origine.Europe	-2.3169688	0.05403519
origine.France	-0.8501096	0.19033366
carburant.Diesel	0.2837472	-0.75657040
carburant.Essence	-0.4256208	1.13485560
X4X4.non	-0.5181078	0.57354613
X4X4.oui	2.0724311	-2.29418453

	Axis1	Axis2
GOLF	-2.31780	-0.68727
CITRONC4	-1.44537	-0.12229
P607	0.77973	1.01856
VELSATIS	0.54106	-0.16006
CITRONC2	-3.27586	0.02512
CHRY300	2.95770	2.62811
AUDIA3	-2.31613	0.79534
OUTLAND	2.25592	-1.84043
PTCRUISER	0.93181	1.09085
SANTA_FE	1.88894	-2.74794



```
#carré des corrélations 1er facteur
```

```
r2 <- acp.autos$co[1:5,1]^2
```

```
#carré du rapport de corrélation, var. qualitatives
```

```
eta2 <- NULL
```

```
eta2[1] <- sum(acp.autos$co[6:8,1]^2)
```

```
eta2[2] <- sum(acp.autos$co[9:10,1]^2)
```

```
eta2[3] <- sum(acp.autos$co[11:12,1]^2)
```

```
#valeurs à sommer
```

```
criteres <- c(r2,eta2)
```

```
names(criteres) <- colnames(autos)
```

```
print(criteres)
```

$r^2()$					$\eta^2()$		
puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	origine	carburant	X4X4
0.67132603	0.63390520	0.33451975	0.86400031	0.79327801	0.69656654	0.02826231	0.25127747

```
#critère de l'AFDM – 1er facteur
```

```
lambda1 <- sum(criteres)
```

```
print(lambda1)
```

```
> print(lambda1)
[1] 4.273136
```

```
#confrontation avec résultat (v.p.) de l'ACP
```

```
#sur variables transformées – 1er facteur
```

```
print(acp.autos$eig[1])
```

```
> print(acp.autos$eig[1])
[1] 4.273136
```

**L'inertie projetée sur le 1<sup>er</sup> facteur (ACP sur variables transformées) correspond bien au critère de l'AFDM. CQFD.**



# Pratique de l'AFDM

Que lire et comment lire les résultats de l'AFDM ?



## Détermination du nombre de facteurs à retenir



# Tableau des valeurs propres

## Détermination du nombre de facteurs « H » à retenir (1/2)

Inertie(Totale) =

$$P - D = 12 - 3 = 9$$

Matrix trace = 9.00

$\lambda_h$

Axis	Val. Propre	% expliqué	% cumulé
1	4.27314	47.48%	47.48%
2	2.12189	23.58%	71.06%
3	1.43872	15.99%	87.04%
4	0.83637	9.29%	96.33%
5	0.16403	1.82%	98.16%
6	0.11447	1.27%	99.43%
7	0.03363	0.37%	99.80%
8	0.01581	0.18%	99.98%
9	0.00196	0.02%	100.00%
Tot.	9	-	-

$H_{\max}$  (nombre max  
de facteurs) =

$$P - D = 12 - 3 = 9$$

Part d'information  
restituée par le h-  
ème facteur :  
qualité (fidélité) de  
représentation sur  
le facteur

Part d'information  
restituée par les  
« h » premiers  
facteurs

## Règle 1 : Kaiser - Guttman

Sélectionner les facteurs pour lesquels  
 $\lambda_h > 1$  (« 1 » peut être vue également  
comme la moyenne des v.p.)

→ H = 3 facteurs ici

→ Mais ce critère est trop permissif, H  
est souvent trop grand

## Règle 2 : Karlis – Saporta - Spinaki

Sélectionner les facteurs pour lesquels

$$\lambda_h > 1 + 2\sqrt{\frac{P-1}{n-1}} = 1 + 2\sqrt{\frac{12-1}{10-1}} = 3.211$$

→ H = 1 facteur ici

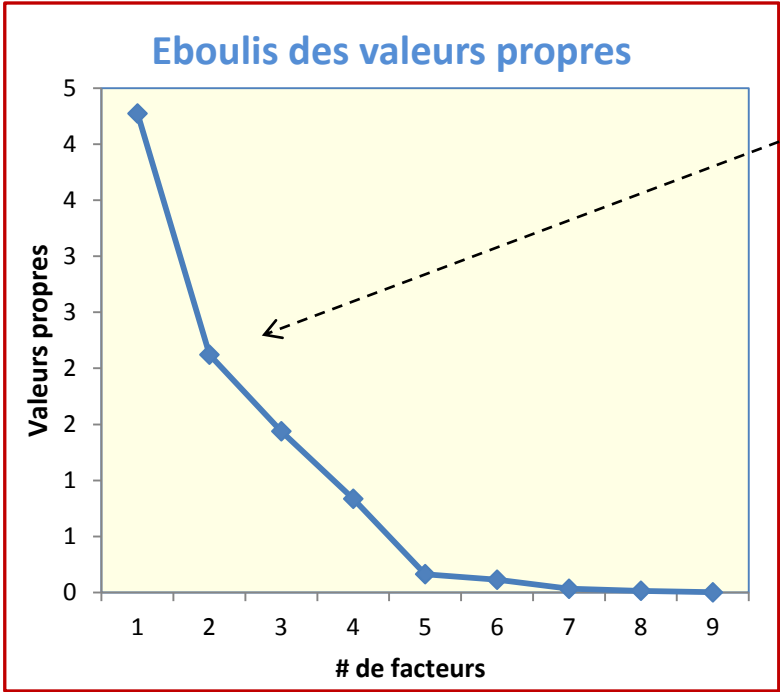
→ Mais P est surévalué, certaines  
colonnes sont liées entre elles

→ Ce critère est trop restrictif dans  
l'AFDM



# Eboulis des valeurs propres (scree plot) – Règle du coude

Détermination du nombre de facteurs « H » à retenir (2/2)



C'est ici que ça se passe !

H = 1 ou H = 2 : inclure le coude dans la sélection ou pas ?

Tout dépend de la v.p. associée au coude.  
Ici :  $\lambda_2 = 2.12189 \# 23.58\%$  de l'inertie. C'est beaucoup. On intègre le coude dans la sélection c.-à-d. **H = 2**

(ça nous arrange aussi pour les graphiques...)





Caractérisation des facteurs par les variables  
Analyse des relations entre les variables via les facteurs



# Tableau des carrés des corrélations et de rapports de corrélation – Les « squared loadings »

Importance du lien des variables avec les facteurs – Contribution et qualité de représentation

Contribution de la variable au facteur

$$CTR_j(F_h) = \frac{r^2(F_h, X_j)}{\lambda_h} \quad \text{ou} \quad CTR_j(F_h) = \frac{\eta^2(F_h, X_j)}{\lambda_h}$$

Qualité de représentation d'une variable

En effet,  $COS_j^2(F_h) = r^2(F_h, X_j)$  ou  $COS_j^2(F_h) = \frac{\eta^2(F_h, X_j)}{m_j - 1}$

Et  $\sum_{h=1}^{H_{\max}} r^2(F_h, X_j) = 1$  et  $\sum_{h=1}^{H_{\max}} \eta^2(F_h, X_j) = m_j - 1$

Attribute -	Facteur 1			Facteur 2		
	Coord.	CTR (%)	QLT % (Cumul %)	Coord.	CTR (%)	QLT % (Cumul %)
puissance (*)	0.67133	15.7%	67 % (67 %)	0.29072	13.7%	29 % (96 %)
longueur (*)	0.63391	14.8%	63 % (63 %)	0.05997	2.8%	6 % (69 %)
hauteur (*)	0.33452	7.8%	33 % (33 %)	0.58306	27.5%	58 % (92 %)
poids (*)	0.86400	20.2%	86 % (86 %)	0.00374	0.2%	0 % (87 %)
CO2 (*)	0.79328	18.6%	79 % (79 %)	0.14363	6.8%	14 % (94 %)
origine (**)	0.69657	16.3%	35 % (35 %)	0.01601	0.8%	1 % (36 %)
carburant (**)	0.02826	0.7%	3 % (3 %)	0.40464	19.1%	40 % (43 %)
4X4 (**)	0.25128	5.9%	25 % (25 %)	0.62012	29.2%	62 % (87 %)
Var. Expl.	4.27314	47 % (47 %)		2.12189	24 % (71 %)	

$$\lambda_1 = \sum_{j=1}^C r^2(F_1, X_j) + \sum_{j=C+1}^{C+D} \eta^2(F_1, X_j) = 4.27314$$

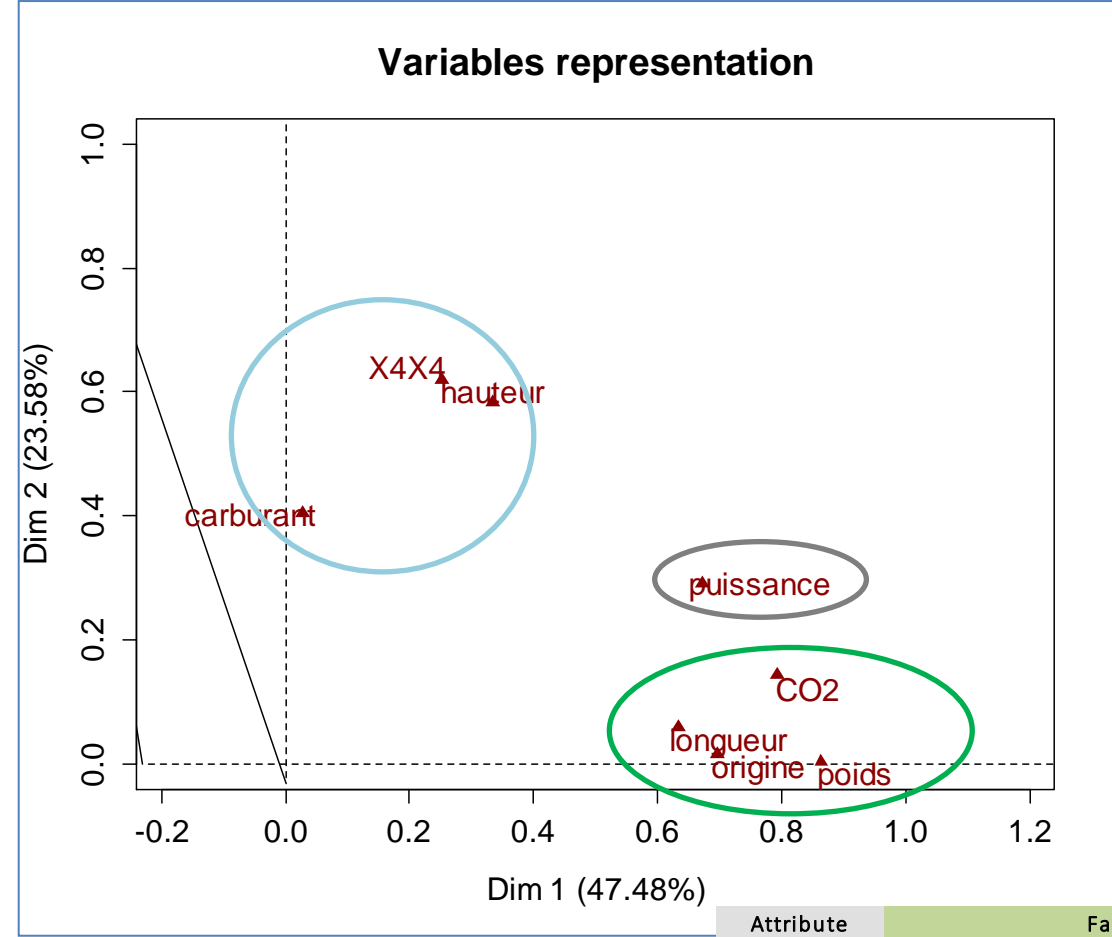
On sait que le premier facteur est déterminé par un lien entre (puissance, longueur, poids, CO2 et origine). Mais on ne sait pas dans quel sens s'établissent les liens.

Toutes les variables sont assez bien représentées sur les 2 premiers facteurs, sauf « origine » et « carburant » c.-à-d. une partie des informations véhiculées par ces variables ne sont pas restituées sur ces facteurs.



# Graphique des « squared loadings »

Jauger en un coup d'œil l'impact des variables sur les facteurs



Mis à part « puissance », le rattachement des variables aux facteurs est relativement tranché.

Attribute	Facteur 1			Facteur 2		
	Coord.	CTR (%)	QLT % (Cumul %)	Coord.	CTR (%)	QLT % (Cumul %)
puissance (*)	0.67133	15.7%	67 % (67 %)	0.29072	13.7%	29 % (96 %)
longueur (*)	0.63391	14.8%	63 % (63 %)	0.05997	2.8%	6 % (69 %)
hauteur (*)	0.33452	7.8%	33 % (33 %)	0.58306	27.5%	58 % (92 %)
poids (*)	0.86400	20.2%	86 % (86 %)	0.00374	0.2%	0 % (87 %)
CO2 (*)	0.79328	18.6%	79 % (79 %)	0.14363	6.8%	14 % (94 %)
origine (**)	0.69657	16.3%	35 % (35 %)	0.01601	0.8%	1 % (36 %)
carburant (**)	0.02826	0.7%	3 % (3 %)	0.40464	19.1%	40 % (43 %)
4X4 (**)	0.25128	5.9%	25 % (25 %)	0.62012	29.2%	62 % (87 %)
Var. Expl.	4.27314		47 % (47 %)	2.12189		24 % (71 %)

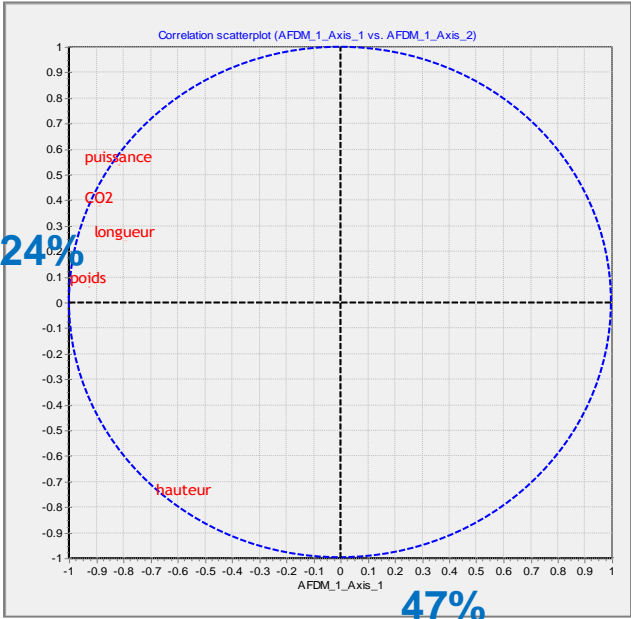


# Cercle des corrélations – Variables quantitatives

Sens du lien des variables avec les facteurs

Variables quantitatives - Corrélations

Attribute	Fact.1	Fact.2
puissance	-0.81935	0.53919
longueur	-0.79618	0.24489
hauteur	-0.57838	-0.76359
poids	-0.92952	0.06113
CO2	-0.89066	0.37898



- 1. (Puissance, longueur, CO2, poids) vont ensemble.
- 2. A «Facteur 1 » égal [c.-à-d. à « taille » égale], opposition (puissance) vs. (hauteur)

(1) OUI,  
corrélation  
brute



Est-ce vrai ? Voyons les  
corrélations calculées sur  
les données originelles.

Y	X	r	r <sup>2</sup>	t	Pr(>  t )
puissance	CO2	0.941	0.886	7.889	0.000
longueur	poids	0.911	0.829	6.227	0.000
poids	CO2	0.777	0.604	3.496	0.008
puissance	poids	0.754	0.569	3.248	0.012
puissance	longueur	0.742	0.551	3.130	0.014
longueur	CO2	0.727	0.529	2.994	0.017
hauteur	poids	0.465	0.216	1.486	0.176
hauteur	CO2	0.243	0.059	0.709	0.499
longueur	hauteur	0.193	0.037	0.555	0.594
puissance	hauteur	0.042	0.002	0.119	0.908

(2) OUI,  
corrélation  
partielle

Control variables

Variable	
1	AFDM_1_Axis_1

Partial correlation

-						
N	Att.Y	Att.X	r	r²	t	p-value
1	puissance	hauteur	-0.9233	0.85248	-6.36023	0.00038



# Variables qualitatives : coordonnées modalités = Moyennes conditionnelles $\mu_{kh}$

Sens du lien des modalités avec les facteurs

Opposition « origine = Europe » vs. « origine = Autres ». Surreprésentation des « 4x4 = oui » parmi les « origine = autres »

Opposition « carburant = essence » vs. « 4x4 = oui »

Discrete Attributes - Conditional means and contributions

Attribute		Fact.1		Fact.2	
		Mean	CTR (%)	Mean	CTR (%)
origine	Europe	2.3170	5.9	0.0540	0.0
	France	0.8501	1.6	0.1903	0.3
	Autres	-2.0086	8.8	-0.2174	0.4
	Tot.	-	16.3	-	0.8
carburant	Diesel	-0.2837	0.3	-0.7566	7.6
	Essence	0.4256	0.4	1.1349	11.4
	Tot.	-	0.7	-	19.1
4X4	non	0.5181	1.2	0.5735	5.8
	oui	-2.0724	4.7	-2.2942	23.4
	Tot.	-	5.9	-	29.2

Les contributions des modalités s'additionnent → contribution des variables (qui est cohérent avec le tableau des « squared loadings »).



Les valeurs des corrélations (variables quantitatives) ne peuvent pas être rapprochées directement avec les moyennes conditionnelles : il faut raisonner en termes de **directions**.

(Remarque : ADE4, après transformation des moyennes conditionnelles, place les modalités dans le même repère que les coordonnées des variables quantitatives – Voir plus loin).

Variables quantitatives - Corrélations

Attribute	Fact.1	Fact.2
puissance	-0.81935	0.53919
longueur	-0.79618	0.24489
hauteur	-0.57838	-0.76359
poids	-0.92952	0.06113
CO2	-0.89066	0.37898



Caractérisation des facteurs par les individus  
Analyse des proximités entre les individus



Coordonnées des individus

Contribution et qualité de représentation

Coordonnée de l'individu  
« i » sur le facteur « h »

$F_{ih}$

**Contribution** : influence de  
l'individu « i » dans la  
construction du facteur « h »

$$CTR_{ih} = \frac{F_{ih}^2}{n \times \lambda_h}$$

Modele			Contribution		Qualité	
	Coord.1	Coord.2	CTR.1	CTR.2	COS2.1	COS2.2
GOLF	2.32	-0.69	12.57	2.23	0.60	0.05
CITRONC4	1.45	-0.12	4.89	0.07	0.44	0.00
P607	-0.78	1.02	1.42	4.89	0.11	0.18
VELSATIS	-0.54	-0.16	0.69	0.12	0.06	0.01
CITRONC2	3.28	0.03	25.11	0.00	0.73	0.00
CHRY300	-2.96	2.63	20.47	32.55	0.54	0.43
AUDIA3	2.32	0.80	12.55	2.98	0.58	0.07
OUTLAND	-2.26	-1.84	11.91	15.96	0.54	0.36
PTCRUISER	-0.93	1.09	2.03	5.61	0.18	0.25
SANTA_FE	-1.89	-2.75	8.35	35.59	0.31	0.65

**COS²** : qualité de  
représentation de  
l'individu « i » sur le  
facteur « h »  
(cumulable sur « h »)

$$\lambda_h = \frac{\sum_{i=1}^n F_{ih}^2}{n}$$

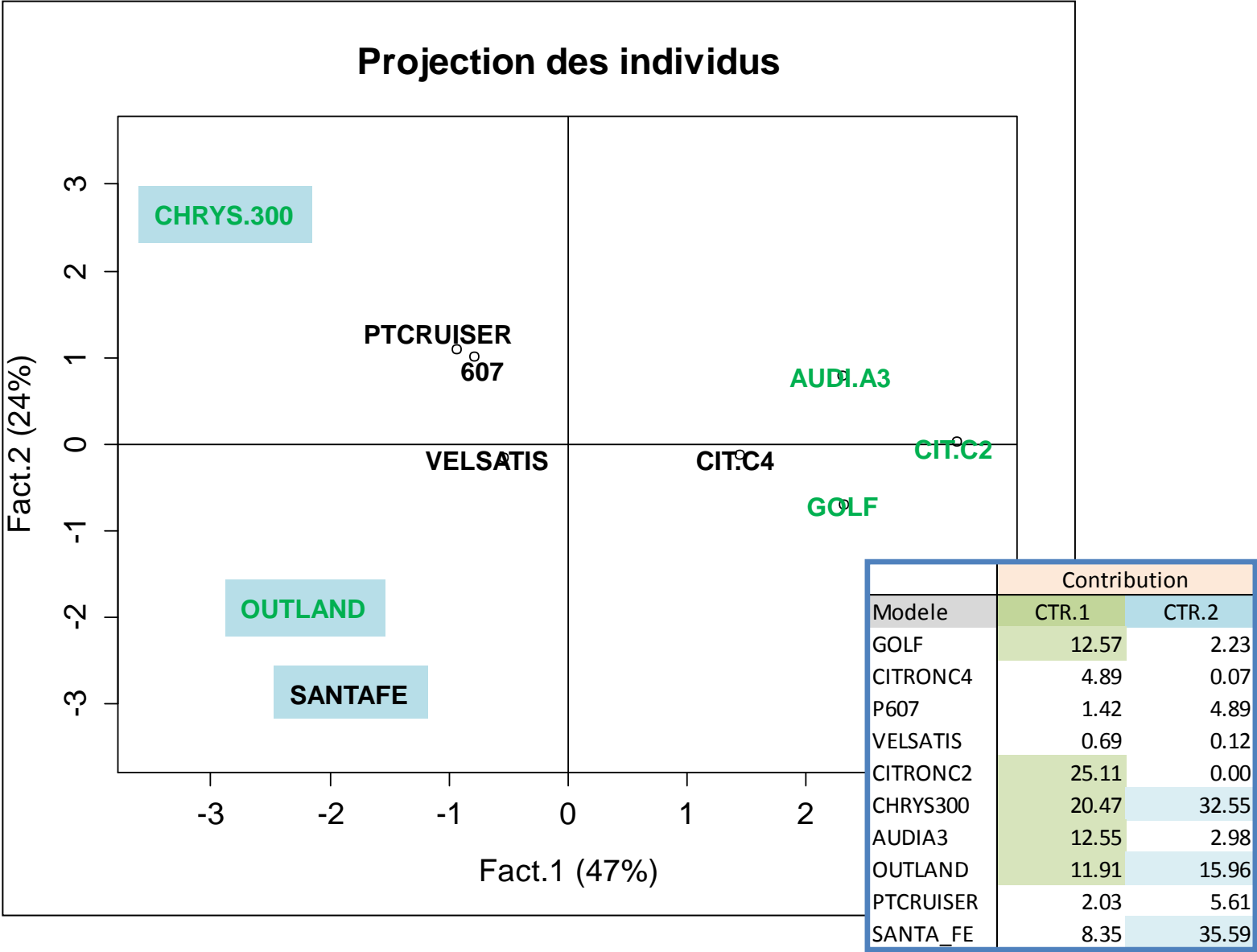
Lambda	4.27314	2.12189
--------	---------	---------

Ex.  $\lambda_1 = \frac{2.32^2 + 1.45^2 + \dots + (-1.89)^2}{10} = 4.27314$

$$COS_{ih}^2 = \frac{F_{ih}^2}{\sum_{k=1}^P (z_{ik} - \bar{z}_k)^2} = \frac{F_{ih}^2}{\sum_{h=1}^{H_{max}} F_{ih}^2}$$

Carré de l'écart au  
barycentre du point « i »

Que l'on peut reproduire si on  
prend tous les facteurs ( $H_{max}$ )





## Variables illustratives

Non utilisées pour la construction des facteurs, mais permettent de renforcer leur interprétation



Variables non utilisées lors de la construction des facteurs. Mais exploitées après coup pour mieux comprendre / commenter les résultats.

Ex. « Prix » est une caractéristique qui intègre des éléments subjectifs (marketing, etc.). Comment la situer par rapport aux caractéristiques objectives des véhicules.

Ex. « Surtaxe » est liée à la politique fiscale de l'administration. Comment la situer ?

Modele	prix	surtaxe
GOLF	19140	non
CITRONC4	23400	non
P607	40550	oui
VELSATIS	38250	oui
CITRONC2	10700	non
CHRY300	54900	oui
AUDIA3	21630	non
OUTLAND	29990	oui
PTCRUISER	27400	oui
SANTA_FE	27990	oui




$$r_y(F_h) = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(F_{ih} - \bar{F}_h)}{s_y \times s_{F_h}} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_{ih} (y_i - \bar{y})}{s_y \times \sqrt{\lambda_h}}$$



Calculer les corrélations des variables supplémentaires avec les facteurs. c.-à-d. **calculer le coefficient de corrélation** entre les coordonnées des « n » individus sur les facteurs et les valeurs prises par la variable illustrative. **Il est possible de les placer dans le cercle des corrélations.**

CORR	Fact.1	Fact.2
Prix	-0.804	0.455

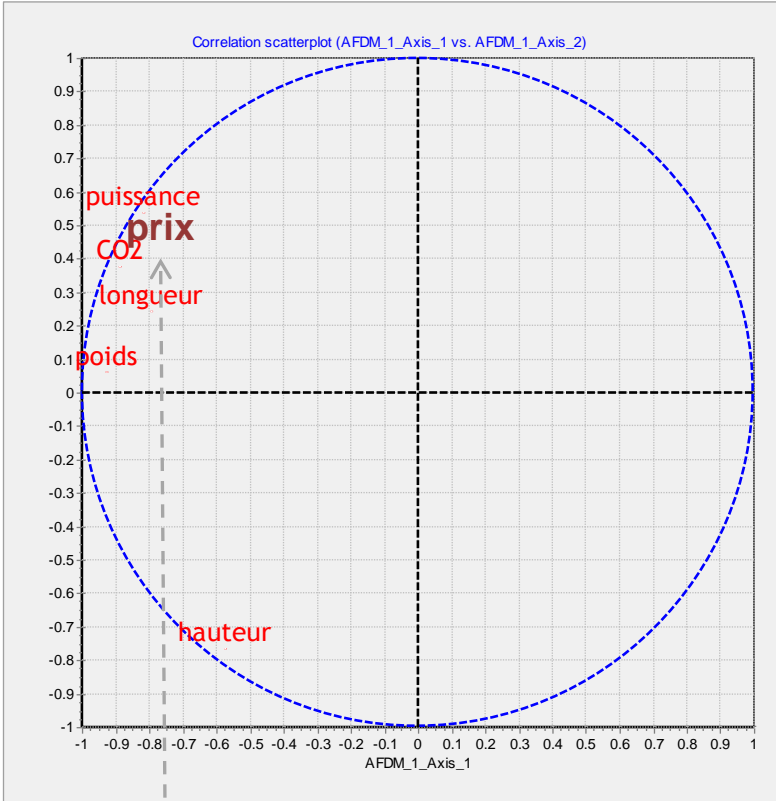
Tester la « significativité » du lien avec la statistique basée sur la transformation de Fisher

$$u_y = \sqrt{n-3} \times \left( \frac{1}{2} \ln \frac{1+r}{1-r} \right)$$


Lien significatif à (~) 5% si

$$|u_y| \geq 2$$

U.Fisher	Fact.1	Fact.2
Prix	-2.937	1.299



Le « prix » est surtout liée à la « taille » (longueur, puissance, etc. c.-à-d. ce qui caractérise le 1<sup>er</sup> facteur) de la voiture.

$$\mu_{gh} = \frac{1}{n_g} \sum_{i: y_i = g} F_{ih}$$

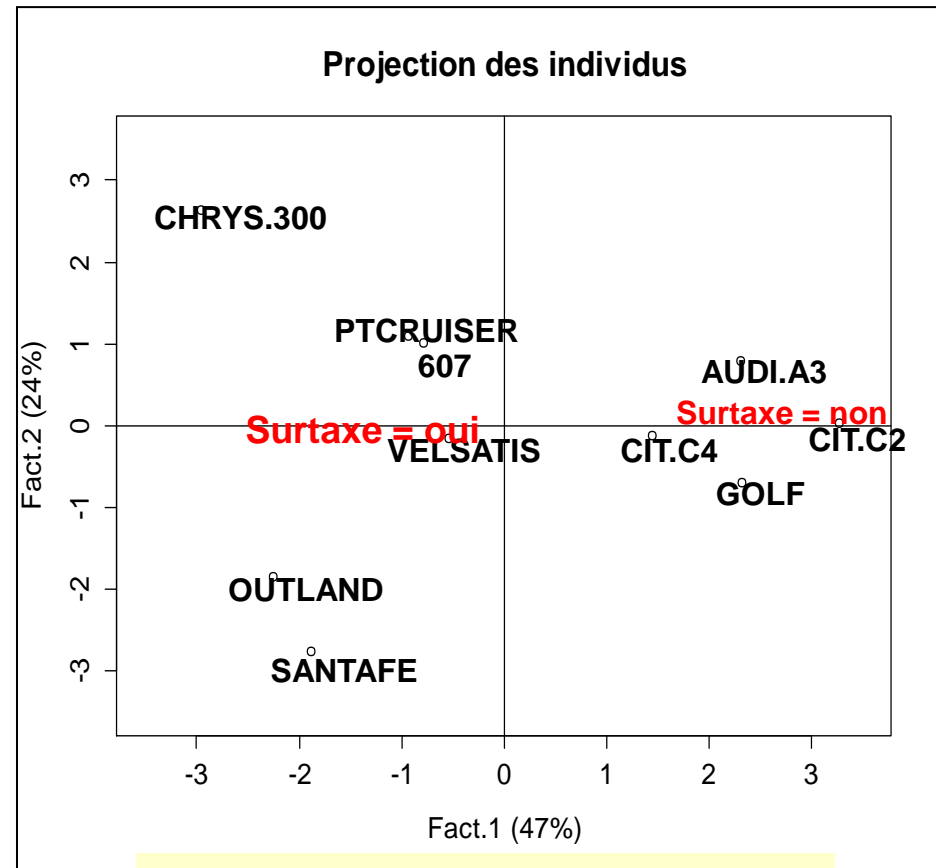
surtaxe	n_g	Fact.1		Fact.2	
		Moyenne	Valeur.Test	Moyenne	Valeur.Test
non	4	2.339	<b>2.771</b>	0.003	0.005
oui	6	-1.559	<b>-2.771</b>	-0.002	-0.005

Comparer les moyennes des composantes conditionnellement aux groupes définis par les modalités de la variable illustrative qualitative.

Possibilité de tester la significativité de l'écart par rapport à l'origine (moyenne des composantes = 0) avec la « valeur test » (Morineau, 1984).

$$VT_{gh} = \frac{\mu_{gh} - \bar{F}_h}{\sqrt{\frac{n - n_g}{n - 1} \times \frac{s_{F_h}^2}{n_g}}} = \frac{\mu_{gh} - 0}{\sqrt{\frac{n - n_g}{n - 1} \times \frac{\lambda_h}{n_g}}}$$

➡ Ecart significatif à (~) 5% si  $|VT_{gh}| \geq 2$



Conclusion : Les « grosses voitures » (au sens du 1<sup>er</sup> facteur) sont surtaxées.

Remarque : On pourrait également s'appuyer sur l'ANOVA pour comparer les moyennes, et/ou calculer le rapport de corrélation.



## Individus illustratifs (supplémentaires)

Par opposition aux individus « actifs » utilisés pour la construction des facteurs



Plusieurs raisons possibles :

- 1. Des individus collectés après coup que l'on aimerait situer par rapport à ceux de l'échantillon d'apprentissage (les individus actifs).
- 2. Des individus appartenant à une population différente (ou spécifique) que l'on souhaite positionner.
- 3. Des observations s'avérant atypiques ou trop influentes dans l'AFDM que l'on a préféré écarter. On veut maintenant pouvoir juger de leur positionnement par rapport aux individus actifs.

Modele	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	origine	carburant	4X4
X-TRAIL	136	446	168	1520	190	Autres	Diesel	oui

Plutôt cas n°1 ici, on souhaite situer un véhicule supplémentaire.



(1)

Modele	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	orig_Autres	orig_Europe	orig_France	carb_Diesel	carb_Essence	4X4_non	4X4_oui
X-TRAIL	136	446	168	1520	190	1	0	0	1	0	0	1

(2)

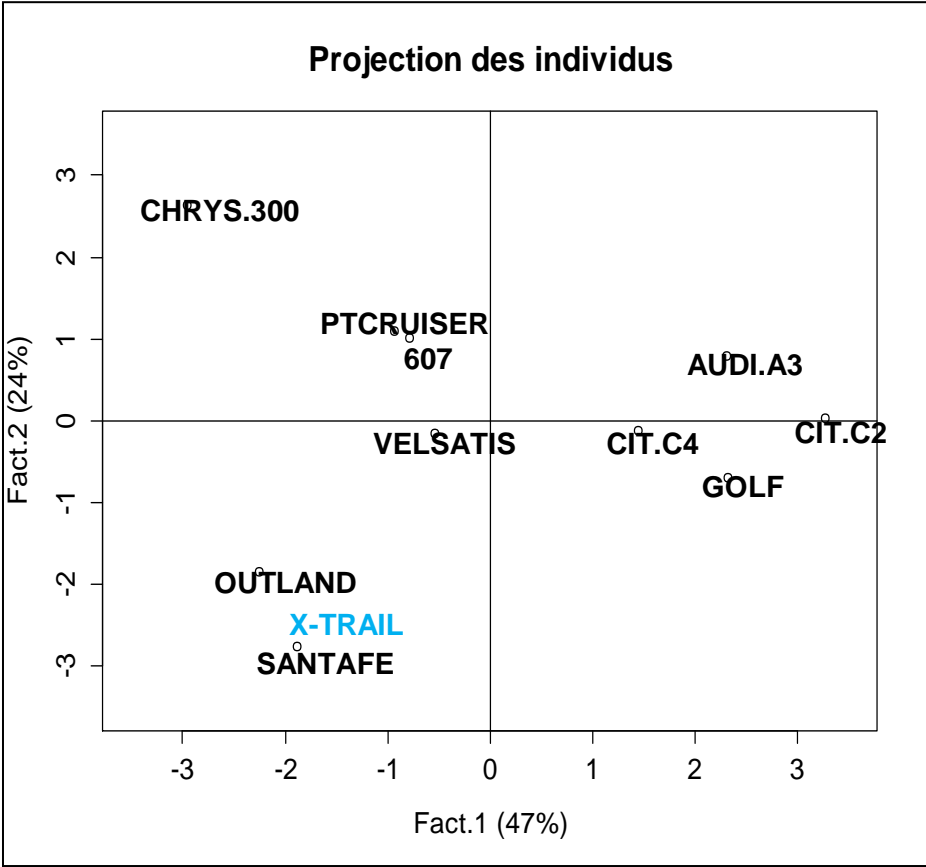
Variable	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	orig_Autres	orig_Europe	orig_France	carb_Diesel	carb_Essence	4X4_non	4X4_oui
Fact.1	-0.396	-0.385	-0.280	-0.450	-0.431	-0.297	0.242	0.126	-0.051	0.063	0.108	-0.217
Fact.2	0.370	0.168	-0.524	0.042	0.260	-0.065	0.011	0.057	-0.276	0.338	0.242	-0.484

(3)

Variable	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	orig_Autres	orig_Europe	orig_France	carb_Diesel	carb_Essence	4X4_non	4X4_oui
Moyenne	162	444.8	153	1497.5	196.5	0.4	0.2	0.4	0.6	0.4	0.8	0.2
Ecart-type	78.88	38.76	9.55	283.75	47.49	0.63	0.45	0.63	0.77	0.63	0.89	0.45

- Etapes :
- 1. Coder en 0/1 les variables qualitatives
  - 2. Appliquer les coefficients fournis par l'analyse (vecteurs propres)
  - 3. Non sans avoir centré (moyenne) et réduit (écart-type) les valeurs

$$F_{x-trail,1} = -0.396 \times \left( \frac{136 - 162}{78.88} \right) + \dots - 0.217 \times \left( \frac{1 - 0.2}{0.45} \right) = -1.32$$
$$F_{x-trail,2} = 0.370 \times \left( \frac{136 - 162}{78.88} \right) + \dots - 0.484 \times \left( \frac{1 - 0.2}{0.45} \right) = -2.51$$



# Solution alternative

Discrétisation + ACM





### Traitement en 2 étapes :

1. Découper en classes (discrétiser) les variables quantitatives
2. Lancer une ACM sur les variables ainsi homogénéisées

### Avantages :

1. Possibilité de prise en compte des relations non linéaires
2. Forme de « nettoyage » des données en éliminant les valeurs extrêmes par ex.
3. On a le choix du nombre de classes pour équilibrer les influences avec les autres variables qualitatives
4. L'ACM est bien maîtrisée et disponible dans de très nombreux logiciels

### Inconvénients :

1. Découpage en classes → perte d'information : dommageable si les variables quantitatives sont nombreuses par rapport aux qualitatives ( $C \gg D$ )
2. La discrétisation en elle-même est un problème : combien de classes ? comment choisir les bornes de découpage ?



Modele	puissance	longueur	hauteur	poids	CO2	origine	carburant	4X4
GOLF	A	A	B	A	A	Europe	Diesel	non
CITROEN.C4	B	A	A	A	A	France	Diesel	non
P607	B	B	A	B	B	France	Diesel	non
VELSATIS	B	B	B	B	B	France	Diesel	non
CITROEN.C2	A	A	A	A	A	France	Essence	non
CHRY300	B	B	B	B	B	Autres	Essence	non
AUDIA3	A	A	A	A	A	Europe	Essence	non
OUTLAND	B	B	B	B	B	Autres	Diesel	oui
PTCRUISER	B	B	B	B	B	Autres	Essence	non
SANTA_FE	A	B	B	B	B	Autres	Diesel	oui



Tableau de données  
après transformation

Ex. de traitement : découpage en  
2 classes de fréquence égales  
Seuil de découpage = médiane

Seuil (médiane)	144	439.5	148.5	1595	192.5
-----------------	-----	-------	-------	------	-------

## Résultats de l'ACM

Facteur 1 : opposition basée sur la  
« taille » (poids, longueur, CO2) → OUI

Facteur 2 : moins évident, opposition  
« Europe » vs. « France » basée sur la  
puissance ?

### Factors characterization (active variables)

Values	Overall			Factor 1				Factor 2			
Attribute = Value	Mass	Sq.Dist	Inertia	coord	v.test	cos2	ctr (%)	coord	v.test	cos2	ctr (%)
CO2 = A	0.0500	1.5000	0.0750	1.18891	2.912	0.9423	12.05	0.11150	0.273	0.0083	0.29
CO2 = B	0.0750	0.6667	0.0500	-0.79261	-2.912	0.9423	8.03	-0.07434	-0.273	0.0083	0.19
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	20.09	-	-	Tot.ctr.	0.48
poids = A	0.0500	1.5000	0.0750	1.18891	2.912	0.9423	12.05	0.11150	0.273	0.0083	0.29
poids = B	0.0750	0.6667	0.0500	-0.79261	-2.912	0.9423	8.03	-0.07434	-0.273	0.0083	0.19
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	20.09	-	-	Tot.ctr.	0.48
longueur = A	0.0500	1.5000	0.0750	1.18891	2.912	0.9423	12.05	0.11150	0.273	0.0083	0.29
longueur = B	0.0750	0.6667	0.0500	-0.79261	-2.912	0.9423	8.03	-0.07434	-0.273	0.0083	0.19
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	20.09	-	-	Tot.ctr.	0.48
origine = Europe	0.0250	4.0000	0.1000	1.28529	1.928	0.4130	7.04	1.05160	1.577	0.2765	12.73
origine = France	0.0500	1.5000	0.0750	0.29577	0.724	0.0583	0.75	-1.06064	-2.598	0.7500	25.91
origine = Autres	0.0500	1.5000	0.0750	-0.93841	-2.299	0.5871	7.51	0.53484	1.310	0.1907	6.59
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	15.30	-	-	Tot.ctr.	45.23
puissance = A	0.0500	1.5000	0.0750	0.72629	1.779	0.3517	4.50	0.77907	1.908	0.4046	13.98
puissance = B	0.0750	0.6667	0.0500	-0.48419	-1.779	0.3517	3.00	-0.51938	-1.908	0.4046	9.32
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	7.50	-	-	Tot.ctr.	23.30
4X4 = non	0.1000	0.2500	0.0250	0.26657	1.599	0.2842	1.21	-0.25865	-1.552	0.2676	3.08
4X4 = oui	0.0250	4.0000	0.1000	-1.06629	-1.599	0.2842	4.85	1.03460	1.552	0.2676	12.33
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	6.06	-	-	Tot.ctr.	15.41
hauteur = B	0.0750	0.6667	0.0500	-0.55234	-2.029	0.4576	3.90	0.40320	1.481	0.2439	5.62
hauteur = A	0.0500	1.5000	0.0750	0.82850	2.029	0.4576	5.85	-0.60480	-1.481	0.2439	8.42
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	9.75	-	-	Tot.ctr.	14.04
carburant = Diesel	0.0750	0.6667	0.0500	-0.18893	-0.694	0.0535	0.46	-0.08262	-0.304	0.0102	0.24
carburant = Essence	0.0500	1.5000	0.0750	0.28340	0.694	0.0535	0.68	0.12393	0.304	0.0102	0.35
-	-	-	-	-	-	Tot.ctr.	1.14	-	-	Tot.ctr.	0.59



# Logiciels

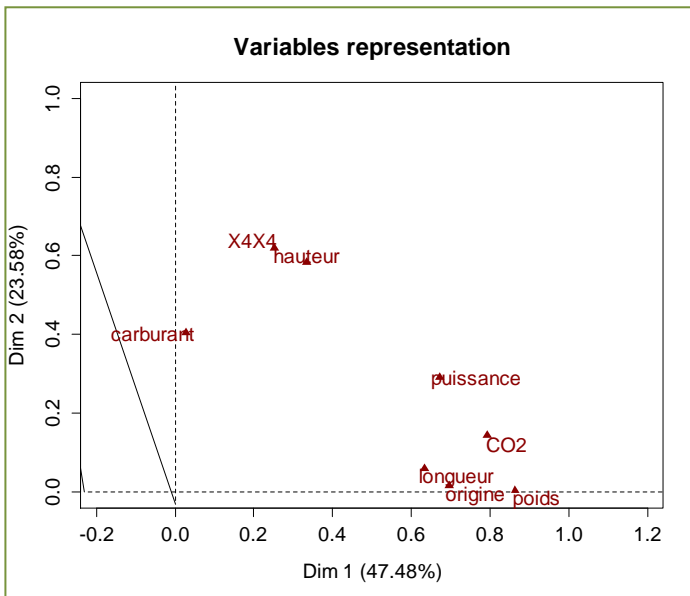
Les signes des vecteurs propres sont fixés arbitrairement, ils peuvent être différents d'un logiciel à l'autre. **Ce n'est pas un problème.** Le plus important est que les positions relatives entre les individus (proximités) et les liaisons entre variables/modalités soient préservées.



```
#chargement du package
library(FactoMineR)
#lancement de la procédure
afdm.autos <- FAMD(autos,ncp=2)
#affichage des résultats
print(summary(afdm.autos))
```



Avec quelques graphiques, dont « les squared loadings » (influence des variables sur les facteurs).



Call:  
FAMD(autos, ncp = 2)

#### Eigenvalues

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4	Dim.5	Dim.6	Dim.7	Dim.8	Dim.9
Variance	4.273	2.122	1.439	0.836	0.164	0.114	0.034	0.016	0.002
% of var.	47.479	23.577	15.986	9.293	1.823	1.272	0.374	0.176	0.022
Cumulative % of var.	47.479	71.056	87.042	96.335	98.157	99.429	99.803	99.978	100.000

#### Individuals

	Dim.1	ctr	cos2	Dim.2	ctr	cos2
GOLF	-2.318	12.572	0.601	-0.687	2.226	0.053
CITROEN.C4	-1.445	4.889	0.438	-0.122	0.070	0.003
P607	0.780	1.423	0.105	1.019	4.889	0.180
VELSATIS	0.541	0.685	0.064	-0.160	0.121	0.006
CITROEN.C2	-3.276	25.113	0.732	0.025	0.003	0.000
CHRY300	2.958	20.472	0.541	2.628	32.551	0.427
AUDIA3	-2.316	12.554	0.582	0.795	2.981	0.069
OUTLAND	2.256	11.910	0.536	-1.840	15.963	0.357
PTCRUISER	0.932	2.032	0.181	1.091	5.608	0.248
SANTA_FE	1.889	8.350	0.307	-2.748	35.587	0.649

#### Continuous variables

	Dim.1	ctr	cos2	Dim.2	ctr	cos2
puissance	0.819	15.710	0.671	0.539	13.701	0.291
longueur	0.796	14.835	0.634	0.245	2.826	0.060
hauteur	0.578	7.828	0.335	-0.764	27.478	0.583
poids	0.930	20.219	0.864	0.061	0.176	0.004
CO2	0.891	18.564	0.793	0.379	6.769	0.144

#### Categories

	Dim.1	ctr	cos2	v.test	Dim.2	ctr	cos2	v.test
Autres	2.009	8.838	0.846	2.380	-0.217	0.420	0.010	-0.365
Europe	-2.317	5.880	0.685	-1.681	0.054	0.013	0.000	0.056
France	-0.850	1.583	0.303	-1.007	0.190	0.322	0.015	0.320
Diesel	0.284	0.265	0.071	0.504	-0.757	7.628	0.508	-1.908
Essence	-0.426	0.397	0.071	-0.504	1.135	11.442	0.508	1.908
non	-0.518	1.176	0.431	-1.504	0.574	5.845	0.529	2.362
oui	2.072	4.704	0.431	1.504	-2.294	23.380	0.529	-2.362



R – Package « ade4 »

S'appuie sur une référence plus ancienne : Hill & Smith, 1976

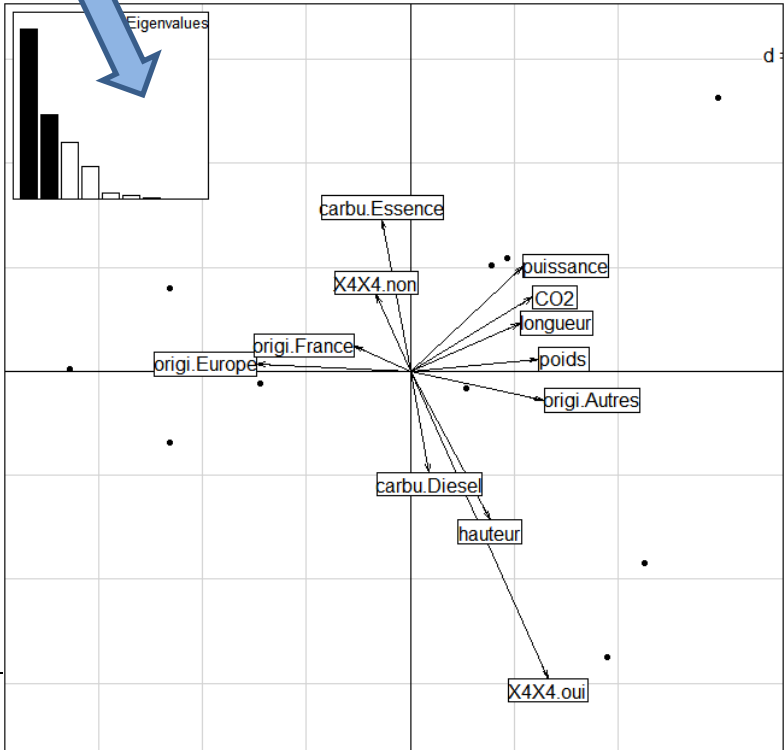
Mais les résultats sont cohérents avec ceux de FactoMineR (ou l'inverse)

```
#chargement du package
library(ade4)
#lancement de la procédure
dudi.autos <- dudi.mix(autos,scannf=F,nf=2)
#affichage des v.p.
print(round(dudi.autos$eig,5))
#coordonnées factorielles var./moda.
print(round(dudi.autos$co,5))
#graphique des variables/modalités
scatter(dudi.autos,posieig="top",clab.row=0)
```

```
> print(round(dudi.autos$eig,5))
[1] 4.27314 2.12189 1.43872 0.83637 0.16403
[6] 0.11447 0.03363 0.01581 0.00196
> print(round(dudi.autos$co,5))
```

	Comp1	Comp2
puissance	0.81934	0.53919
longueur	0.79618	0.24489
hauteur	0.57838	-0.76358
poids	0.92952	0.06113
CO2	0.89066	0.37898
origi.Autres	0.97167	-0.14921
origi.Europe	-1.12085	0.03710
origi.France	-0.41125	0.13066
carbu.Diesel	0.13726	-0.51938
carbu.Essence	-0.20590	0.77908
X4X4.non	-0.25064	0.39374
X4X4.oui	1.00255	-1.57495

Corrélations



Ade4 place les modalités dans le même tableau de coordonnées (et dans le graphique – cf. ci-contre) après transformation des moyennes conditionnelles

$$G_{kh}^* = \frac{\mu_{kh}}{\sqrt{\lambda_h}}$$

Plus que les proximités, il faut surtout raisonner en termes de direction.

S'appuie sur une autre référence : Kiers, 1991 ; mais résultats identiques aux deux autres packages

```
#chargement de la librairie
library(PCAmixdata)
#lancement de la procédure
pcamix.autos <- PCAmix(autos[1:5],autos[6:8],ndim=2,graph=T)
#valeurs propres
print(round(pcamix.autos$eig,5))
#corrélations
print(round(pcamix.autos$quanti.cor,5))
#coord. des modalités ⇔ dudi.mix de ADE4
print(round(pcamix.autos$categ.coord,5))
```

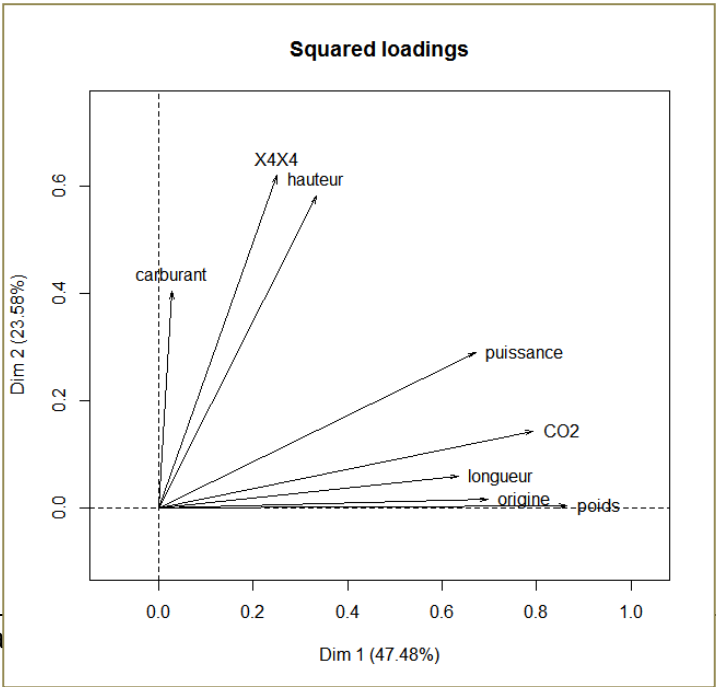


```
> #valeurs propres
> print(round(pcamix.autos$eig,5))
      Eigenvalue Proportion Cumulative
dim 1      4.27314    47.47928    47.47928
dim 2      2.12189    23.57653    71.05581
dim 3      1.43872    15.98575    87.04156
dim 4      0.83637     9.29297    96.33453
dim 5      0.16403     1.82256    98.15709
dim 6      0.11447     1.27189    99.42898
dim 7      0.03363     0.37361    99.80259
dim 8      0.01581     0.17561    99.97821
dim 9      0.00196     0.02179   100.00000

> #corrélations
> print(round(pcamix.autos$quanti.cor,5))
      dim1      dim2
puissance -0.81934  0.53919
longueur  -0.79618  0.24489
hauteur    -0.57838 -0.76358
poids      -0.92952  0.06113
CO2        -0.89066  0.37898

> #coord. modalités
> print(round(pcamix.autos$categ.coord,5))
      dim1      dim2
Autres  -0.97167 -0.14921
Europe   1.12085  0.03710
France   0.41125  0.13066
Diesel   -0.13726 -0.51938
Essence   0.20590  0.77908
non       0.25064  0.39374
oui      -1.00255 -1.57495
```

Avec quelques graphiques, dont les « squared loadings ».



R – Package « PCAmixdata » (2/2)

Rotation varimax des facteurs : Chavent et al., 2011.

```
#rotation varimax
rot.autos <- PCARot(pcamix.autos,dim=2,graph=T)
#valeurs propres
print(round(rot.autos$eig,5))
#corrélations
print(round(rot.autos$quanti.cor,5))
#coord. modalités
print(round(rot.autos$categ.coord,5))
```

```
> #corrélations
> print(round(pcamix.autos$quanti.cor,5))
```

	dim1	dim2
puissance	-0.81934	0.53919
longueur	-0.79618	0.24489
hauteur	-0.57838	-0.76358
poids	-0.92952	0.06113
CO2	-0.89066	0.37898

```
> #coord. modalités
> print(round(pcamix.autos$categ.coord,5))
```

	dim1	dim2
Autres	-0.97167	-0.14921
Europe	1.12085	0.03710
France	0.41125	0.13066
Diesel	-0.13726	-0.51938
Essence	0.20590	0.77908
non	0.25064	0.39374
oui	-1.00255	-1.57495

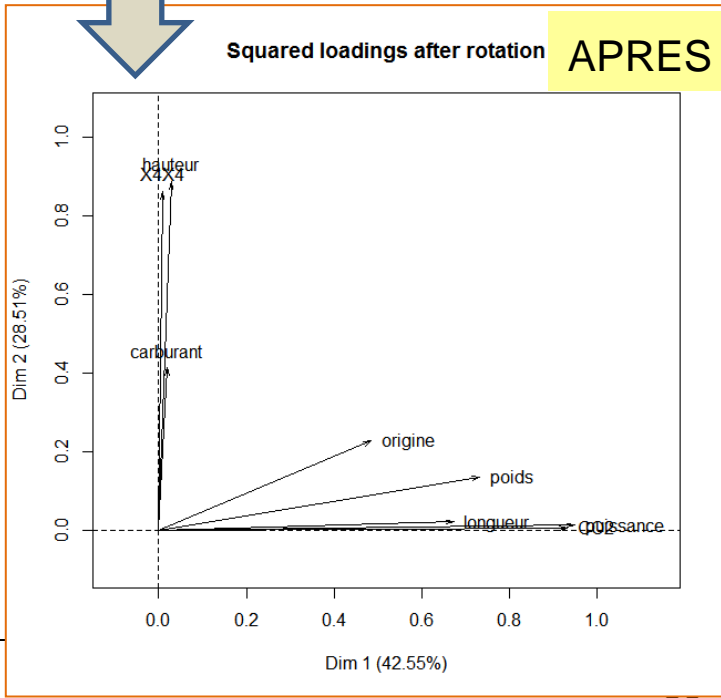
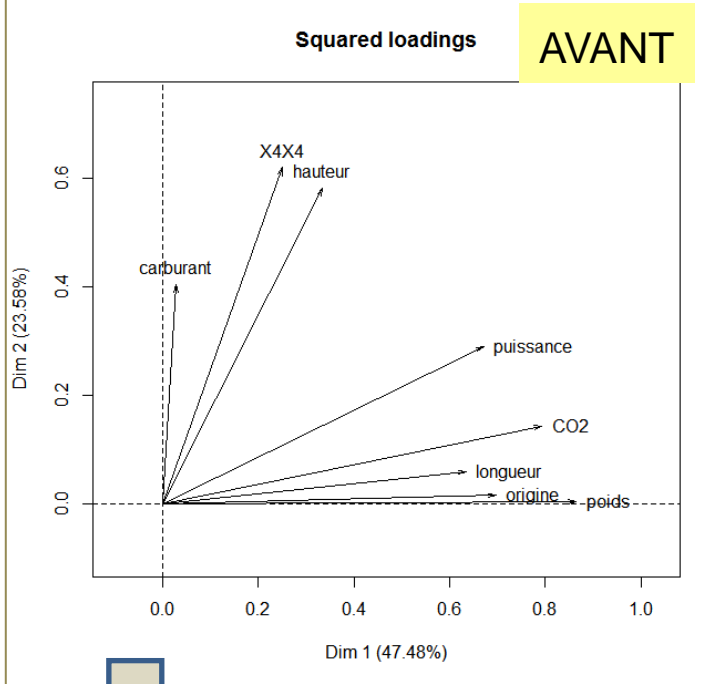


```
> #corrélations
> print(round(rot.autos$quanti.cor,5))
```

	dim1.rot	dim2.rot
puissance	-0.97484	0.10831
longueur	-0.82056	-0.14337
hauteur	-0.16855	-0.94296
poids	-0.85591	-0.36764
CO2	-0.96563	-0.06681

```
> #coord. modalités
> print(round(rot.autos$categ.coord,5))
```

	dim1.rot	dim2.rot
Autres	-0.79795	-0.57419
Europe	0.98177	0.54204
France	0.30706	0.30317
Diesel	0.11356	-0.52508
Essence	-0.17035	0.78761
non	0.04450	0.46462
oui	-0.17801	-1.85847

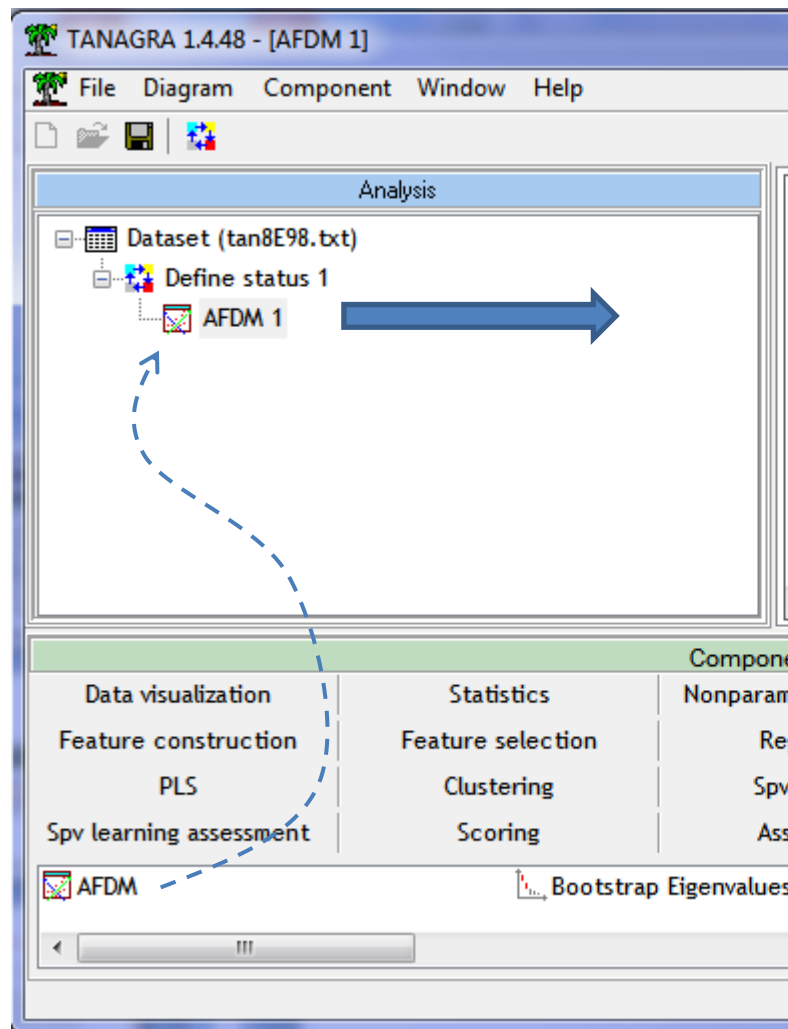


AVANT

APRES







## Squared Correlation (Communalities)

Attribute	Axis_1		Axis_2	
	Coord.	% (Tot. %)	Coord.	% (Tot. %)
puissance (*)	0.671326	67 % (67 %)	0.290722	29 % (96 %)
longueur (*)	0.633905	63 % (63 %)	0.059971	6 % (69 %)
hauteur (*)	0.334520	33 % (33 %)	0.583062	58 % (92 %)
poids (*)	0.864000	86 % (86 %)	0.003737	0 % (87 %)
CO2 (*)	0.793278	79 % (79 %)	0.143629	14 % (94 %)
origine (**)	0.696567	35 % (35 %)	0.016010	1 % (36 %)
carburant (**)	0.028262	3 % (3 %)	0.404639	40 % (43 %)
4X4 (**)	0.251277	25 % (25 %)	0.620118	62 % (87 %)
Var. Expl.	4.273136	47 % (47 %)	2.121887	24 % (71 %)

(\*) Square of correlation coefficient

(\*\*) Correlation ratio

## Continuous Attributes - Correlation (Factor Loadings)

Attribute	Axis_1	Axis_2
puissance	-0.819345	0.539186
longueur	-0.796182	0.244889
hauteur	-0.578377	-0.763585
poids	-0.929516	0.061131
CO2	-0.890662	0.378984

## Discrete Attributes - Conditional means and contributions

Attribute		Axis_1		Axis_2	
		Mean	CTR	Mean	CTR
origine	Europe	2.3170	5.8800	0.0540	0.0130
	France	0.8501	1.5831	0.1903	0.3218
	Autres	-2.0086	8.8379	-0.2174	0.4197
	Tot.	-	16.3011	-	0.7545
carburant	Diesel	-0.2837	0.2646	-0.7566	7.6279
	Essence	0.4256	0.3968	1.1349	11.4419
	Tot.	-	0.6614	-	19.0698
4X4	non	0.5181	1.1761	0.5735	5.8450
	oui	-2.0724	4.7043	-2.2942	23.3799
	Tot.	-	5.8804	-	29.2248





# Bibliographie



## Notre article de référence

(**FactoMineR**) Pagès, J., « Analyse Factorielle de Données Mixtes », Revue de Statistique Appliquée, Vol : 52, Issue : 4, pp. 93-111, **2004**.

## D'autres articles à l'origine de packages pour R

(**ADE4**) Hill, M., Smith, A., « Principal Component Analysis of taxonomic data with multi-state discrete characters », Taxon, 25, pp. 249-255, **1976**.

(**PCAmixdata**) Kiers, H.A.L., « Simple structure in Component Analysis Techniques for mixtures of qualitative and quantitative variables », Psychometrika, 56, pp. 197-212, **1991**.

## Tutoriels accessibles en ligne

Champelly, S., « [Introduction à l'analyse multivariée \(factorielle\) sous R](#) », Sept. 2005, pp. 37-42.

Tutoriel Tanagra, « [Analyse Factorielle de données mixtes](#) », Sept. 2012.

Husson, F., « [Analyse factorielle de données mixtes avec FactoMineR \(YouTube\)](#) », Avril 2013.

