## INSTITUT DE LA FRANCOPHONIE POUR L'INFORMATIQUE (IFI)

\*\*\*\*\*\*\*\*



## Fouille de données

## Groupe: 11

## **Participants:**

- BIAKOTA BOMBIA HERBERT CEPHAS
- MILORME PIERRE RUBENS

## TP2 : description des données

#### **Introduction**

D'une manière générale, la fouille de données (data mining) est perçue comme ensemble des techniques d'exploration de données permettant d'extraire des connaissances sous forme de modèles de description. Ainsi divers outils sont utilisés pour faciliter cette exploration parmi lesquels nous avons **Tanagra**, **Weka**, **R**, **SPSS etc**. C'est dans ce contexte qu'il nous est demandé d'utiliser Tanagra en vue de décrire les données utilisées dans ce TP. Pour ce fait nous allons d'abord télécharger un jeu de donnée sur le site <a href="http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html">http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html</a> afin de répondre à cette perspective. Le jeu de données que nous avons choisi est : FORESTFIRE.csv. Ce jeu de données relate les données sur le feu de forêt de 1987 à 2005 dans le parc de Montesinho en Portugal. Ainsi pour notre travail, nous avons fixé comme objectif de prédire la surface des zones susceptibles d'être brûlées par des feux de forêt au sein de ce parc

#### 1- Description des données

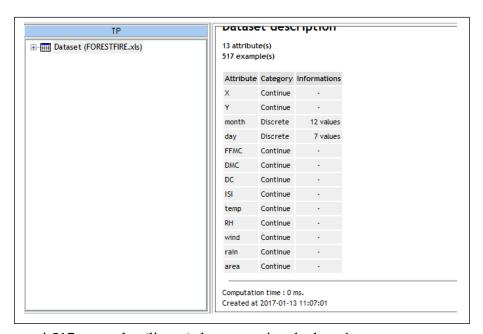
#### Notre jeu de données comprend 13 variables :

- X Coordonnées spatiales de l'axe X dans le parc de Montesinho carte: 1 à 9
- Y Coordonnées géographiques de l'axe des Y et Y dans le parc de Montesinho carte: 2 à 9
- month (mois) mois de l'année (janvier à décembre)
- day (jour) jour de la semaine (du lundi au dimanche)
- **FFMC** (18,7 à 96,20) : Le Code d'humidité des combustibles fins (FFMC) est un indice numérique de la teneur en humidité de la litière et d'autres combustibles fins durcis. Ce code est un indicateur de la facilité relative d'allumage et de l'inflammabilité du combustible fin.
- **DMC** (1.1 à 291.3): Le Duff Moisture Code (DMC) est un indice numérique de la teneur en humidité moyenne des couches organiques compactées de profondeur modérée. Ce code donne une indication de la consommation de carburant dans des couches de duff modérées et des matériaux ligneux de taille moyenne.
- DC (7.9 à 860.6): Le Code de sécheresse (DC) est une estimation numérique de la teneur moyenne en humidité des couches organiques profondes et compactes. Ce code est un indicateur utile des effets saisonniers de la sécheresse sur les combustibles forestiers et de la quantité de fumée dans les couches profondes et les grosses bûches.
- **ISI** (0,0 à 56,10): L'indice initial de propagation (ISI) est une estimation numérique du taux attendu d'écart d'incendie. Il combine les effets du vent et de la FFMC sur le taux de propagation sans l'influence de quantités variables de carburant.
- temp : Température en degrés Celsius 2.2 à 33.30

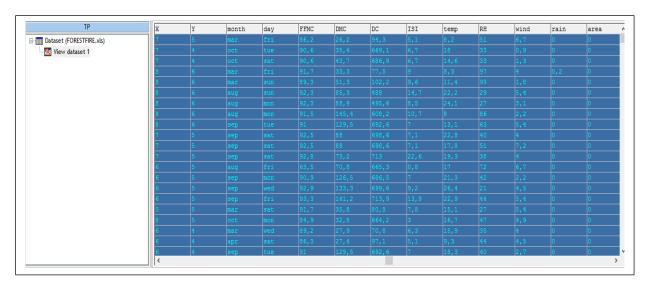
- **RH**: Humidité relative en% est le rapport entre la pression partielle de vapeur d'eau "p<sub>v</sub>" et la pression de saturation de la vapeur d'eau "p<sub>vs</sub>".: 15,0 à 10
- wind (Vent) Vitesse du vent en km / h: 0.40 à 9.40
- rain (pluie) pluie extérieure en mm / m2: 0.0 à 6.4
- **area** (**région**) la superficie brûlée de la forêt (en Ha) 0,00 à 1090,84 (Cette variable de sortie)

Il existe 2 types de variables dans notre jeu de données :

- 1- Variables qualitatives :
  - Variables ordinales : day, month
- 2- Variables quantatives:
  - Variables discrètes: d'après tanagra, nous avons month et day
  - Variables continues: X, Y, FFMC, DMC, DC, ISI, temp, RH, wind, rain, area



Il existe aussi 517 exemples (lignes) dans notre jeu de données

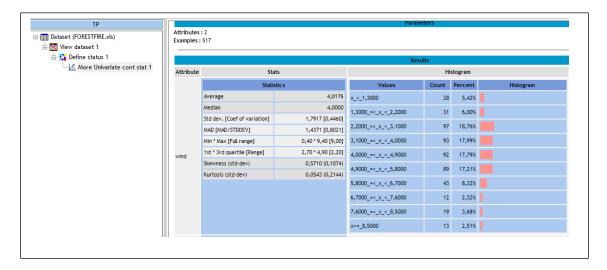


## TP3: Analyse descriptive d'une ou de deux variables

Dans cet exercice nous avons utilisé premièrement 2 variables continues Nous allons maintenant mettre **wind** et **rain** en entrée

Resutlat:

## Variable wind



#### Variable rain

	Statis	stics	Values	Count	Percent	Histogram
	Average	0,0217	x_<_0,6400	512	99,03%	
	Median	0,0000	0,6400_=<_x_<_1,2800	3	0,58%	
	Std dev. [Coef of variation]	0,2960 [13,6617]	1,2800_=<_x_<_1,9200	1	0,19%	
	MAD [MAD/STDDEV]	0.00 \$ 6.40 16.401	1,9200_=<_x_<_2,5600	0	0,00%	
rain	Min * Max [Full range]		2,5600_=<_x_<_3,2000	0	0,00%	
	1st * 3rd quartile [Range]	0,00 * 0,00 [0,00]	3,2000_=<_x_<_3,8400	0	0,00%	
	Skewness (std-dev)	19,8163 (0,1074)	3,8400_=<_x_<_4,4800	0	0,00%	
	Kurtosis (std-dev)	421,2960 (0,2144)	4,4800_=<_x_<_5,1200	0	0,00%	
			5,1200_=<_x_<_5,7600	0	0,00%	
			x>=_5,7600	1	0,19%	

indication	Description
average	Moyenne
median	Médiane
Std.Dev. [Coef of variation]	Ecart type (échantillon) et coefficient de variation (rapport entre l'écart type et la moyenne, permet la comparaison de la dispersion de variables mesurées sur des unités différentes)
MAD [MAD / STDDEV]	Ecart absolu moyen. Rapport entre l'écart absolu moyen et l'écart type. Lorsque la distribution est normale, ce rapport est proche de 0.8.
Min, Max [Full Range]	Minimum, maximum, étendue

1st * 3rd quartile [Range]	1 <sup>er</sup> et 3 <sup>ème</sup> quartile ; intervalle inter quartile
Skewness (std dev)	Coefficient d'asymétrie et son écart type.  Lorsque la distribution est normale, skewness = 0
Kurtosis (std dev)	Coefficient d'aplatissement et son écart type. Lorsque la distribution est normale, kurtosis =0

Voici les données statistiques relatives aux deux variables continues que nous avons obtenues .

#### - wind

Moyenne : 4,0176 Médiane : 4,000

Coefficient de variance : 1,7917

Valeur Minimale: 0,40 Valeur Maximale: 9,40

Coefficient d'asymétrie : 0,05710 Coefficient d'aplatissement : 0,0543

Nous remarquons qu'il y'a un léger aplatissement et une légère asymétrie de distribution de variable **wind** par rapport à la normale

#### - rain:

Moyenne : 0,0217 Médiane : 0000

Coefficient de variance : 0,2960

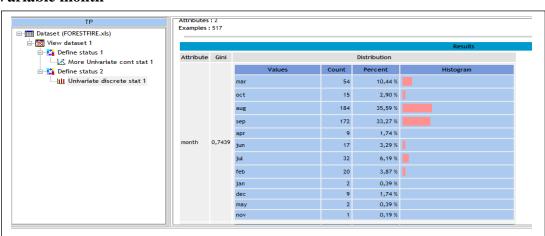
Valeur minimale : 0,00 Valeur maximale : 6,40

Coefficient d'asymétrie : 19,8167 Coefficient d'aplatissement : 421,2960

Nous remarquons qu'il y'a un fort aplatissement et une forte asymétrie de la distribution de variable rain par rapport à la normale ce qui explique une carence de pluie durant la période 2005

Ensuite nous avons choisie de faire le même traitement pour 2 variables discrètes Nous allons maintenant mettre month et day en Input

#### Variable month



D'après les résultats nous remarquons que le mois d'Août et de septembre 2005 sont beaucoup plus touchés par le feu de forêt dans le **parc de Montesinho** car il en résulte 35% de feu de forêt durant le mois d'Août, 33,27% de feu de forêt durant le mois de Septembre. Nous pouvons aussi observer une absence presque totale de la présence du feu de forêt durant le mois Janvier, Décembre, Mai, Novembre.

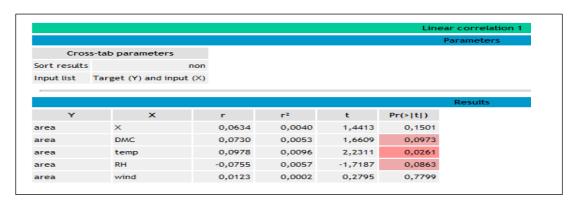
#### Variable day

		Values	Count	Percent	Histogram
		fri	85	16,44 %	
		tue	64	12,38 %	
		sat	84	16,25 %	
day	0,8522	sun	95	18,38 %	
		mon	74	14,31 %	
		wed	54	10,44 %	
		thu	61	11,80 %	

D'après le tableau de fréquence ci-dessus, nous pouvons remarquer que les feux de forêt ont été les plus fréquents pendant les jours de dimanche durant la période de temps de 1987 a 2005 : soit un pourcentage de 18,38% du total de cas d'incendies pour cette même période. Cependant cette valeur n'est pas trop significative si l'on tient compte de sa faible démarcation par rapport aux autres valeurs des autres jours de la semaine : le facteur *jour de la semaine* par conséquent n'a pas été d'une grande influence dans le cas des feux qui ont été déclarés.

#### Corrélation entre paire de variables

- Variables quantitatives



L'analyse des données nous indique que la variable la plus corrélée avec « area » est « temp » avec r=0,0978 ce qui est bien logique car plus la température est élevée, plus il est probable que la surface brûlée soit grande. La seconde variable la plus corrélée à « area » est « RH » et cette corrélation est négative, ce qui se justifie bien car plus l'humidité est basse, plus la surface brûlée est potentiellement grande. La troisième variable la plus corrélée à « area » est DMC ce qui est aussi normal car si la teneur moyenne en eau dans les couches organique de l'humus est élevée, cela est possible de favoriser pas progression du feu sur une surface grande



Nous évaluons la corrélation entre les différentes paires de variables d'entrées.

D'après la propriété de r (coefficient de corrélation) :

- Si r est égal à 0 il n'existe pas une corrélation linéaire entre Y et X
- si r est proche de 0, l'intensité de la corrélation linéaire entre Y et X est faible
- si *r* est proche de -1 ou 1, l'intensité de la corrélation linéaire entre Y et X est négativement ou positivement forte.

#### Dans notre cas:

La corrélation linéaire entre Y (temp) et X (wind) est négativement faible car coefficient de corrélation  $\mathbf{r} = -0.2271$  proche de 0.

La corrélation linéaire entre Y (temp) et X (RH) est négativement forte car coefficient de corrélation  $\mathbf{r} = -0.5274$  proche de 0.

La corrélation linéaire entre Y (DCM) et X (wind) est négativement faible car coefficient de corrélation  $\mathbf{r} = -0.1053$  proche de 0.

La corrélation linéaire entre Y (DCM) et X (RH) est positivement faible car coefficient de corrélation  $\mathbf{r} = -0.0738$  proche de 0.

La corrélation linéaire entre Y (DCM) et X (temp) est positivement faible car coefficient de corrélation  $\mathbf{r} = -0.4696$  proche de 0.

La corrélation linéaire entre Y (X) et X (RH) est positivement faible car coefficient de corrélation  $\mathbf{r} = -0.0852$  proche de 0.

Les informations présentées nous indiquent qu'il existe une corrélation entre certaines paires de variables, ce qui signifie qu'elles ont un effet similaire sur le comportement de la variable de sortie.

#### - Variables qualitatives

Pour ce fait, nous devons évaluer le lien existant entre le mois (variable month) d'une part et le jour (variable day) de la semaine d'autre part, en établissant le tableau de contingence suivant avec le composant CONTINGENCY CHI-SQUARE de l'onglet NONPARAMETRIC STATISTICS

						Contingend	y Chi-Squar	e 1				
						Para	ameters					
	Cross	tab parameters										
Sort results			non									
Input list Target (Row) and input (Column)												
Additional information 0												
Contribu	tion thresold		2,0									
						Re	esults					
Row (Y)	Column (X)	Statistical	Indicator					Cross-ta	ь			
	day	Stat	Value		fri	tue	sat	sun	mon	wed	thu	Sum
		d.f.	66	mar	11	5	10	7	12	4	5	54
		Tschuprow's t	0,123670	oct	1	2	3	3	4	2	0	15
		Cramer's v	0,143905	aug	21	28	29	(40)	15	25	26	184
		Phí <sup>2</sup>	0,124252	sep	38	19	25	27	28	14	21	172
		Chi² (p-value)	64,24 (0,5384)	apr	1	0	1	3	1	1	2	9
month		Lambda	0,090090	jun	3	0	2	4	3	3	2	17
month		Tau (p-value)	0,0204 (0,0002)	jul	3	6	8	5	4	3	3	32
		U(R/C) (p-value)	0,0384 (0,4567)	feb	5	2	4	4	3	1	1	20
				jan	0	0	1	1	0	0	0	2
				dec	1	1	0	1	4	1	1	9
				may	1	0	1	0	0	0	0	2
				nov	0	1	0	0	0	0	0	1
				Sum	85	64	84	95	74	54	61	517

D'après le résultat Le mois d'aout (aug) est celui où ont été effectués le plus de prélèvements, exactement 184, parmi lesquels 40 ont été effectués le dimanche (sun) ;

- Une partie des prélèvements sur l'année a été aussi effectuée au mois de septembre (sept).

En conclusion, ces deux mois correspondent à la période estivale dans la zone de Montesinho au nord-est du Portugal.

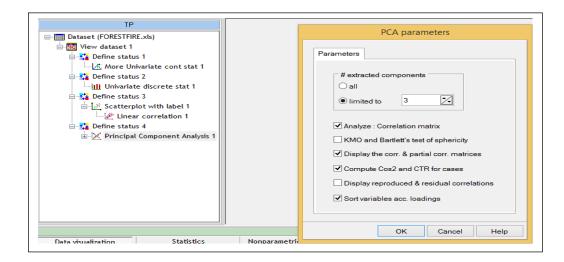
# TP4 : Analyse en Composantes Principales et Analyse Factorielle des correspondances

#### 1- Analyse en Composantes Principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique exploratoire très populaire. Il s'agit de résumer l'information contenue dans un fichier en un certain nombre de variables synthétiques et de combinaisons linéaires des variables originelles.

Nous commençons tout d'abord en mettant en *Input* les données suivantes:FFMC, DCM, DC, ISI

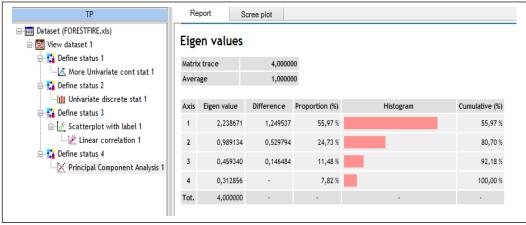
Ensuite, nous ajoutons l'opérateur *Principal Component Analysis* du groupe *Factorial Analysis* et dans les paramètres de l'opérateur, nous prenons:

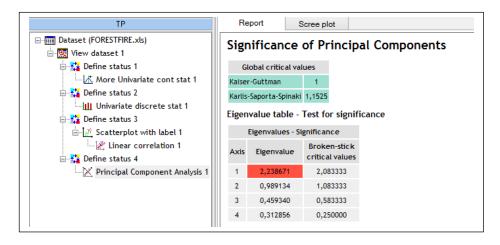


Nous exécutons le composant pour obtenir les résultats ci-dessous :

- trace de la matrice 4.000 avec la moyenne de 1.00

Nous remarquons également que l'axe1 à lui seul regroupe 55,97% d'inertie (proportion) et une valeur propre de 2,238671





Ensuite nous avons la corrélation variable et axe. La seconde partie des résultats indique la corrélation et le COS² --en % et % cumulé -- des variables avec les axes factoriels

Factor Loadings [Communality Estimates]								
Attribute	Axi	_1 Axis_2		s_2	_2 Axi			
-	Corr.	% (Tot. %)	Corr.	% (Tot. %)	Corr.	% (Tot. %)		
DMC	-0,81463	66 % (66 %)	0,40904	17 % (83 %)	0,07654	1 % (84 %)		
DC	-0,76842	59 % (59 %)	0,51168	26 % (85 %)	0,02445	0 % (85 %)		
FFMC	-0,74032	55 % (55 %)	-0,44284	20 % (74 %)	-0,50578	26 % (100 %)		
ISI	-0,66068	44 % (44 %)	-0,60324	36 % (80 %)	0,44393	20 % (100 %)		
Var. Expl.	2,23867	56 % (56 %)	0,98913	25 % (81 %)	0,45934	11 % (92 %)		

En voyant le tableau ci-dessus nous pouvons en déduire :

La variable *DMC* est fortement corrélée négativement sur Axis\_1

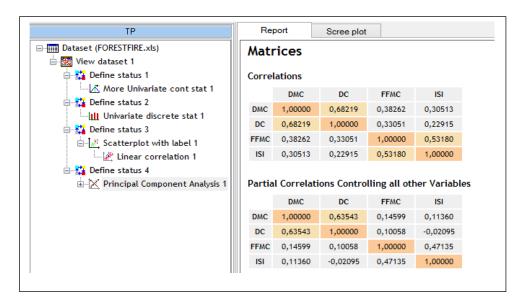
La variable *DC* est fortement corrélée négativement sur Axis\_1 et positivement que Axis\_2 La variable *FFMC* est fortement corrélée négativement sur Axis\_1 et sur Axis\_3

La variable *ISI* est fortement corrélée négativement sur Axis\_1 et sur Axis\_2 La variable *ISI* est fortement corrélée négativement sur Axis\_1 et sur Axis\_2

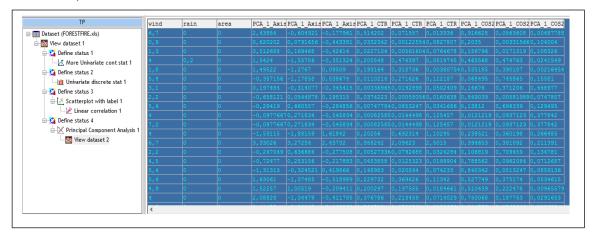
#### Ensuite nous avons:

Factor Score Coefficients									
Attribute	Mean	Std-dev	Axis_1	Axis_2	Axis_3				
FFMC	90,6446805	5,5147697	-0,4947966	-0,4452682	-0,7462607				
DMC	110,8723405	63,9845115	-0,5444614	0,4112756	0,1129367				
DC	547,9400360	247,8261639	-0,5135744	0,5144793	0,0360765				
ISI	9,0216634	4,5550654	-0,4415648	-0,6065473	0,6550105				

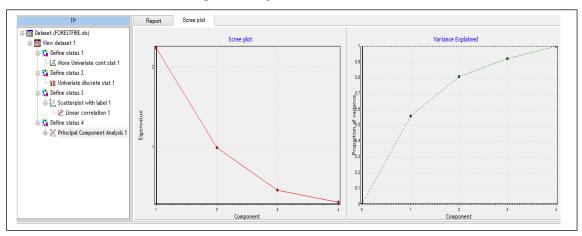
Ensuite nous avons : la matrice de corrélation qui donne l'intensité de corrélation entre les variables. Nous pouvons en déduire du résultat ci-dessous que les parties colorées indiquent qu'il existe une forte corrélation positive entre les variables en question



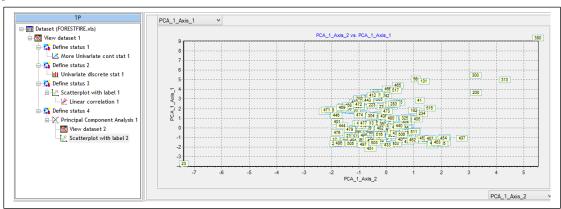
En effet, le composant ACP rajoute automatiquement une série de variables à l'ensemble de données. Il s'agit, pour chaque individu et pour chaque axe demandé, des projections sur les axes, des contributions et des COS<sup>2</sup>.



Ensuite nous avons la courbe de pourcentage d'inertie

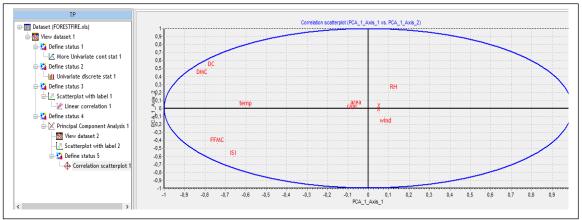


Nous constatons une démarcation des individus 23 et 380 du regroupement, ainsi qu'une légère démarcation des individus 300, 313, 200



#### Le cercle de corrélation linéaire :

Il est une représentation graphique en 2D de variables à l'intérieur d'un cercle. Ainsi, pour commencer nous devons mettre en input toutes les variables continues et les premiers résultats de l'ACP en target



D'après la propriété de la corrélation :

- [-1;-0,5] la corrélation est négativement forte
- [-0,5; 0] la corrélation est négativement faible
- [0; 0,5] la corrélation est positivement faible
- [0,5; 1] la corrélation est positivement forte

#### Interprétation des résultats :

#### Sur l'axe PCA 1 Axis\_1 [-1; 1]

La corrélation de la variable *rain* est négativement faible ;

La corrélation de la variable wind est négativement faible ;

La corrélation de la variable X est positivement faible ;

La corrélation de la variable Y est positivement faible ;

La corrélation de la variable **RH** est positivement forte ;

La corrélation de la variable *area* est négativement faible.

La corrélation de la variable *temp* est négativement forte ;

La corrélation de la variable *FFMC* est négativement forte ;

La corrélation de la variable *ISI* est négativement forte ;

La corrélation de la variable *DMC* est négativement forte ;

La corrélation de la variable *DC* est négativement forte;

La corrélation de la variable *wind* est positivement faible ;

#### - Sur l'axe PCA 1 Axis 2 [-1; 1]

La corrélation de la variable *rain* est positivement faible ;

La corrélation de la variable wind est positivement faible ;

Il n'y pas de corrélation entre **X** et PCA\_1\_Axis2;

La corrélation de la variable Y est positivement faible ;

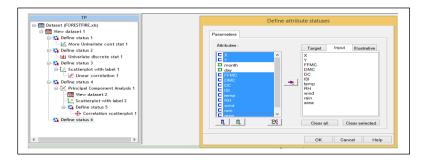
La corrélation de la variable **RH** est positivement forte ;

La corrélation de la variable *area* est positivement faible. La corrélation de la variable *temp* est positivement faible; La corrélation de la variable *FFMC* est négativement faible; La corrélation de la variable *ISI* est négativement forte; La corrélation de la variable *DMC* est positivement faible; La corrélation de la variable *DC* est positivement forte;

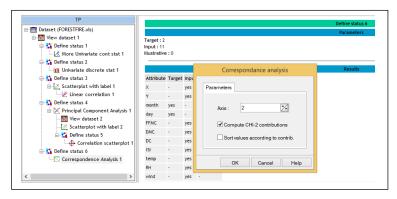
#### 2- Analyse factorielle des correspondances

L'analyse factorielle des correspondances est une méthode statistique de réduction de dimension. Elle propose une vision synthétique de l'information intéressante d'un tableau de contingence. Son pouvoir de séduction repose en grande partie sur les représentations graphiques qu'elle propose. Elles nous permettent de situer facilement les similarités (dissimilarités) et les attractions (répulsions) entre les modalités.

Nous allons maintenant définir les 2 variables qualitatives en cible (month et day) et les autres variables continues en entrées

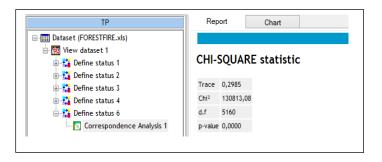


Ensuite nous allons paramétrer l'opérateur correspondance analysis



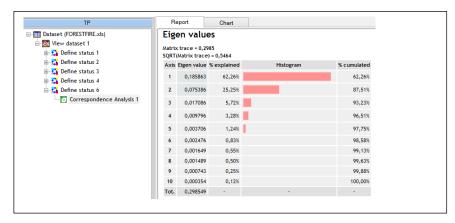
#### KHI-2 (global) de l'écart à l'indépendance

D'après le tableau ci-dessous, nous avons  $\text{Chi}^2 = 130813,08$ , avec un degré de liberté égal à 5160, la liaison est très significative (p-value < 0.0001)

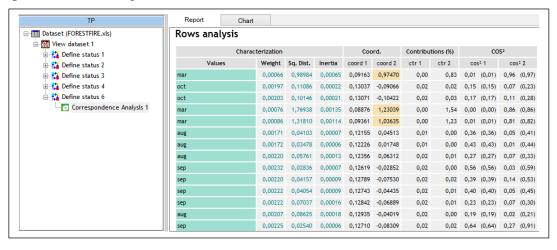


#### Valeurs propres:

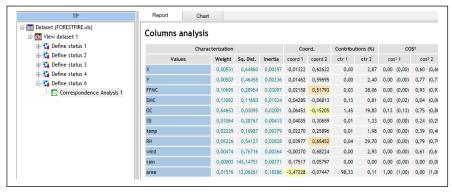
D'après les résultats, nous observons la valeur propre calculée, le pourcentage d'inertie associé à chaque axe et le pourcentage cumulé qui permet de se donner une idée du nombre d'axes à retenir, Dans notre exemple, les deux premiers axes résument 62.26% de l'information disponible



#### Représentation des lignes

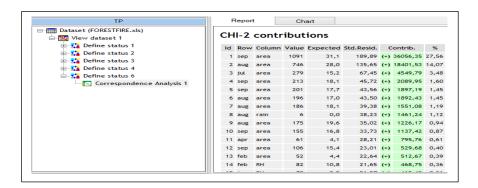


#### Représentation des colonnes

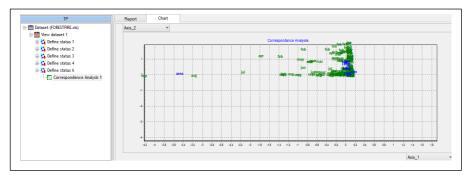


#### Contributions au KHI-2

Le résultat ci-dessous recense la contribution au CHI-2 de chaque case du tableau de contingence, en confrontant la valeur observée et la valeur espérée sous l'hypothèse d'indépendance. Il s'agit d'une autre manière de détecter les informations importantes



#### Représentation graphique



### **TP5 : Méthodes de classification (clustering)**

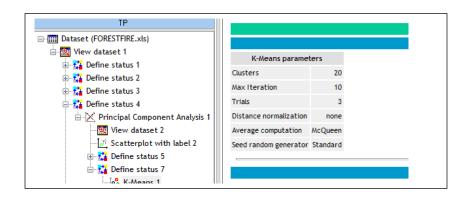
Faire une classification de vos données en combinant les méthodes d'analyse factorielle et les méthodes de classification HAC et K-means. Interpréter les résultats par les individus et les variables.

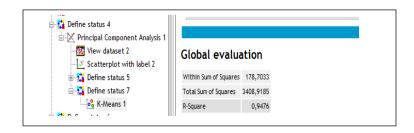
#### 1- K-means

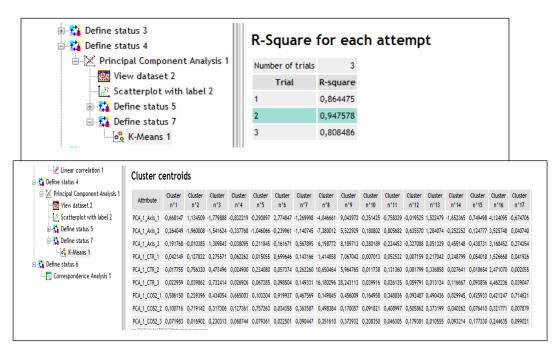
La méthode des K-Means (méthode des centres mobiles) est une technique de classification automatique (clustering en anglais). Elle vise à produire un regroupement de manière à ce que les individus du même groupe soient semblables et que les individus dans des groupes différents soient dissemblables

Nous allons insérer dans un nouveau un define status 7 au niveau de l'opérateur *Principal Component Analysis* ensuite mettre toutes les données issues de l'analyse factorielle en entrée.

Nous allons maintenant insérer le composant K-MEANS (onglet CLUSTERING) et paramétrer son menu contextuel PARAMETERS Le nombre de clusters demandé est 20 (Number of Clusters). Nous ne réalisons que 3 essais d'optimisation (Number of trials = 3), avec un nombre d'itération maximum à 10 (Max itérations).

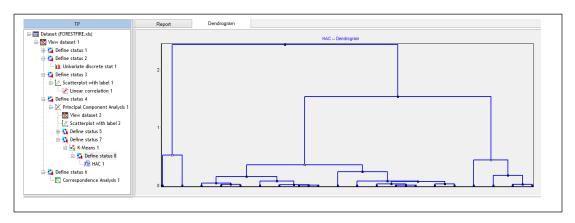




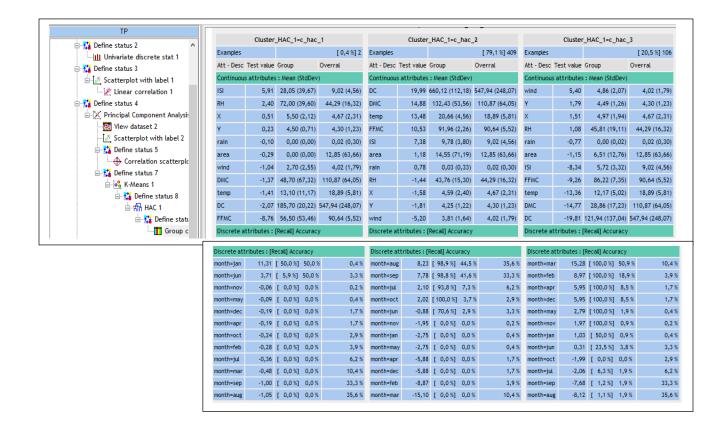


#### 2- classification HAC

Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) est une technique de classification automatique (clustering en anglais). Elle vise à produire un regroupement des individus de manière à ce que les individus du même groupe soient semblables. Nous souhaitons maintenant réaliser la CAH (Classification Ascendante Hiérarchique) en prenant comme groupes de départ, ceux qui sont produits par les K-MEANS. Nous insérons encore une fois le composant DEFINE STATUS. Nous plaçons en TARGET la variable indicatrice des sous-groupes CLUSTER\_KMEANS\_1, produite par le composant KMEANS. Ensuite nous définissons une 3 classe pour la répartition de nos données. Ces paramètres nous donne le résultat suivant



Pour bien comprendre l'appartenance aux groupes, nous aurons besoin du composant GROUP CHARACTERIZATION afin de pouvoir les interpréter. Nous introduisons tout d'abord le composant DEFINE STATUS. Nous plaçons en TARGET la variable à caractériser CLUSTER\_HAC\_1; en INPUT les variables originelles et ensuite Nous insérons le l'opérateur **Group Characterization** 



#### Interprétation :

#### (C\_HAC\_1):

Nous remarquons que : dans le premier groupe (C\_HAC\_1) la moyenne d'indice de propagation du feu de forêt (ISI) est un peu élevé (9,02), ce qui signifie une propagation rapide suite à une présence considérable des combustibles légers (les feuilles mortes, les débris végétaux) entrainé par un effet de vent considérable. Nous avons aussi l'humidité relative avec une moyenne de 44,29 (l'air peut absorber encore beaucoup de vapeur d'eau puisqu'il n'est qu'à 44,29 % de la saturation). Ces phénomènes sont beaucoup plus fréquents au mois de janvier (50%) et juin (50%) dans le groupe

#### (C\_HAC\_2):

Nous remarquons que : la moyenne d'indice de sècheresse (DC) est très élevée (547,94) ce qui signifie que la présence de la teneur en eau des épaisses couches organiques compactés est presque inexistante. Cela pourrait entrainer une combustion rapide des matières organiques séchées. Ceci est plus fréquent au mois de d'Aout 44,5% et Septembre 41,6% dans le groupe

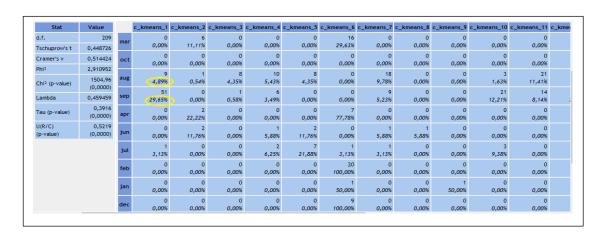
#### $(C_HAC_3)$

Nous remarquons que : la moyenne de la vitesse du vent est faible (4,02). Ce résultat signifie une monté verticale de la fumée. Ce phénomène est fréquemment observé au mois de Mars et Février

#### Tableau de contingence sur K-Means

un tableau de contingence (également appelé table croisée ou tableau croisé) est un type de tableau dans un format matriciel qui affiche la distribution de fréquences (multivariée) des variables. Ils sont fortement utilisés dans la recherche d'enquêtes, de business intelligence, d'ingénierie et de recherche scientifique. Ils fournissent une image de base de l'interrelation entre deux variables et peuvent aider à trouver des interactions entre eux. Pour ce fait nous allons mettre en target la variable month et en input la variable Cluster\_KMeans

#### résultat :



#### Interprétation du tableau de contingence

D'après le tableau ci-dessus, nous remarquons que dans la 1<sup>ere</sup> catégories des individus de c\_kmean\_1 nous avons 29% de feux de forêts sont plus fréquents au mois de septembre et 4% de feu plus fréquents au mois d'Août durant la période de 1987 à 2005

#### Références

[1]

PauloCORTEZetAnibalMORAIS.«ADataMiningApproachtoPredictForestFiresusin g Meteorological Data. ». In J. Neves, M. F. Santos and J. Machado Eds., New Trends in Artificial Intelligence, Proceedings of the 13th EPIA 2007 - Portuguese Conference on Artificial Intelligence, December, Guimaraes, Portugal, pp. 512-523, 2007. APPIA, ISBN13 978-989-95618-0-9. Available at: http://www.dsi.uminho.pt/pcortez/fires.pdf