



UNIWIN VERSION 10.7.0

CLASSIFICATION SPECTRALE

Révision : 26/08/2026

Définition.....	1
Données manquantes	2
Entrée des données	2
Exemple 1 : Fichier LUXBURG.....	3
L'option Rapports	6
L'option Graphiques	9
Exemple 2 : Fichier SPIRALS.....	15
Exemple 3 : Fichier CASSINI500.....	16
Exemple 4 : Fichier MOONS	18
Les variables internes créées par la procédure	20
Formules des calculs.....	20
Références	20

Définition

La classification spectrale est une technique utilisée pour partitionner un ensemble de données en classes. Contrairement aux méthodes traditionnelles de regroupement, la classification spectrale est particulièrement puissante pour les ensembles de données dont la structure n'est pas nécessairement convexe.

Pratiquement, les trois étapes suivantes sont réalisées :

1. Construction du graphe des similarités : calcul d'une matrice de similarités entre les points de données en utilisant un noyau à base radiale (RBF) pour former un graphe où les arêtes relient les points proches.
2. Projection spectrale : calcul du laplacien normalisé du graphe et extraction de ses vecteurs propres associés aux plus petites valeurs propres pour projeter les données dans un nouvel espace de dimension réduite.
3. Regroupement : utilisation de l'algorithme de partitionnement des k-moyennes sur ces nouvelles coordonnées spectrales, linéairement séparables, pour obtenir les groupes finaux.

La procédure affiche un rapport indiquant notamment les valeurs propres, vecteurs propres et coefficients de silhouette spectraux, les classes affectées aux observations et les coefficients individuels de silhouette. Les graphiques des valeurs et vecteurs propres, des sauts dans les valeurs propres, des coefficients de silhouette spectraux et des observations ainsi que des nuages des points des classes sont proposés.

Cette procédure est basée sur le package R 'kernlab' et utilise les packages 'cluster' et 'clusterCrit'.

Afin d'illustrer le fonctionnement de la classification spectrale, nous nous servirons notamment d'un premier exemple similaire à celui décrit dans 'A tutorial on spectral clustering' de Ulrike von Luxburg.

Note : les calculs pour cette procédure peuvent rapidement devenir longs. Il peut alors être nécessaire d'augmenter via le ruban 'Accueil – Installer R et les packages' le temps maximum d'exécution.

Données manquantes

Les observations ayant des données manquantes dans les colonnes des données sont automatiquement éliminées des calculs.

Entrée des données

Cliquons sur l'icône SPECTRAL dans le ruban Décrire.

La boîte de dialogue permet de définir les colonnes numériques des données utilisées dans l'analyse. Elle permet, en option, d'indiquer les noms des variables contenant les libellés des observations et les libellés des variables.

Une analyse sur les données d'origine ou sur les données standardisées (centrées et réduites) peut être réalisée.

Une plage pour la recherche du nombre optimal de classes peut être précisée ainsi que le nombre maximum d'itérations de l'algorithme et la racine aléatoire pour l'estimation automatique du paramètre du noyau à base radiale (RBF) utilisé pour calculer la matrice des similarités entre les observations et pour l'initialisation de l'algorithme des k-moyennes.

Le champ optionnel 'Valeurs du paramètre sigma du noyau RBF' permet de préciser des valeurs à utiliser pour le noyau RBF. Si cette option est utilisée, la recherche automatique n'est alors pas exécutée.

Classification spectrale

Colonnes des données :

(Libellés des observations :)

(Libellés des variables :)

Plage pour le nombre de classes : 2 à 10

(Valeurs du paramètre sigma du noyau RBF :)

Nombre maximum d'itérations : 100

Racine aléatoire : 16807

☒ Standardisation des données

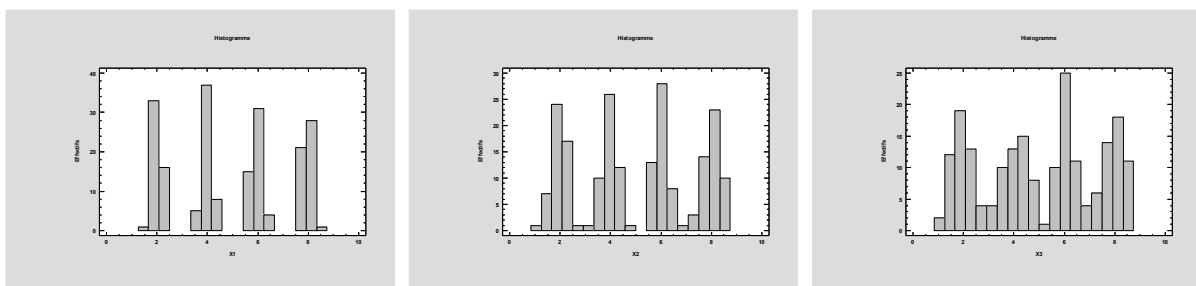
Ok Annuler Sélection Supprimer Aide

Exemple 1 : Fichier LUXBURG

Nous utiliserons le fichier LUXBURG pour illustrer ce premier exemple.

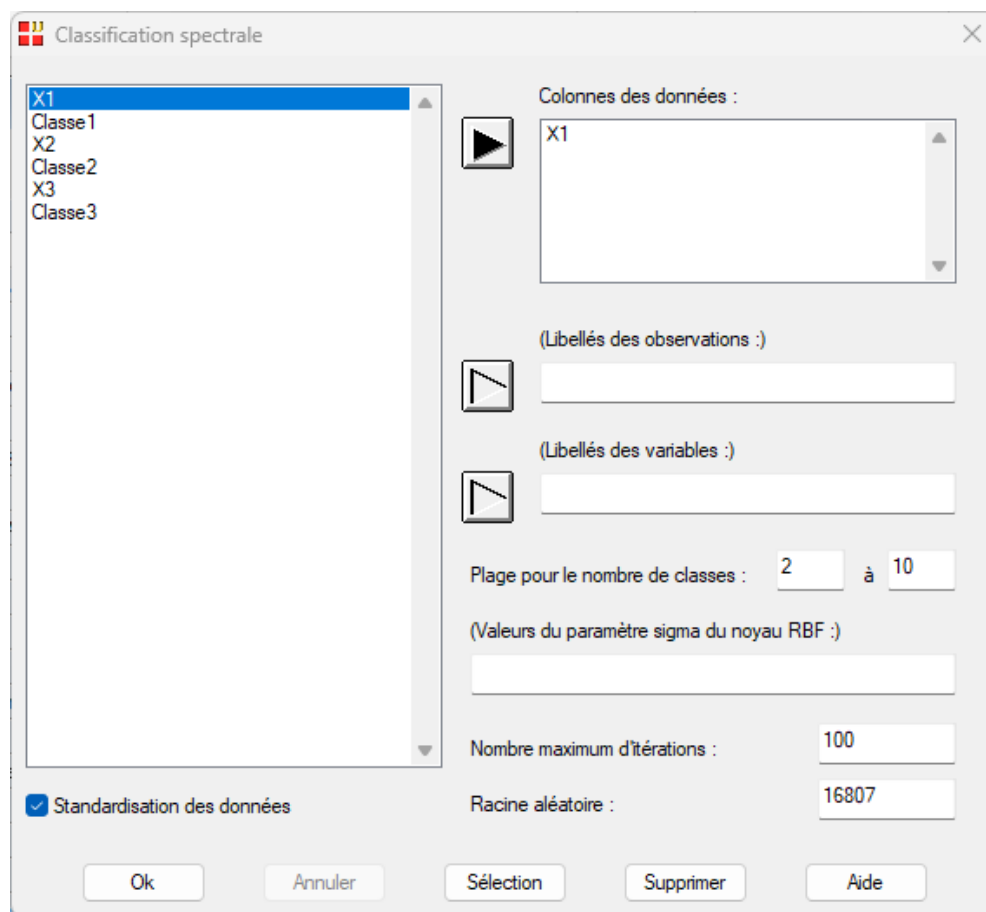
Ce fichier possède trois variables X1, X2 et X3 contenant des données générées aléatoirement à partir de lois normales. Chaque variable contient 4 ensembles de 50 données ayant pour moyennes 2, 4, 6 et 8 et un écart-type de 0,2 pour X1, 0,3 pour X2 et 0,4 pour X3.

Visualisons les histogrammes de ces données.

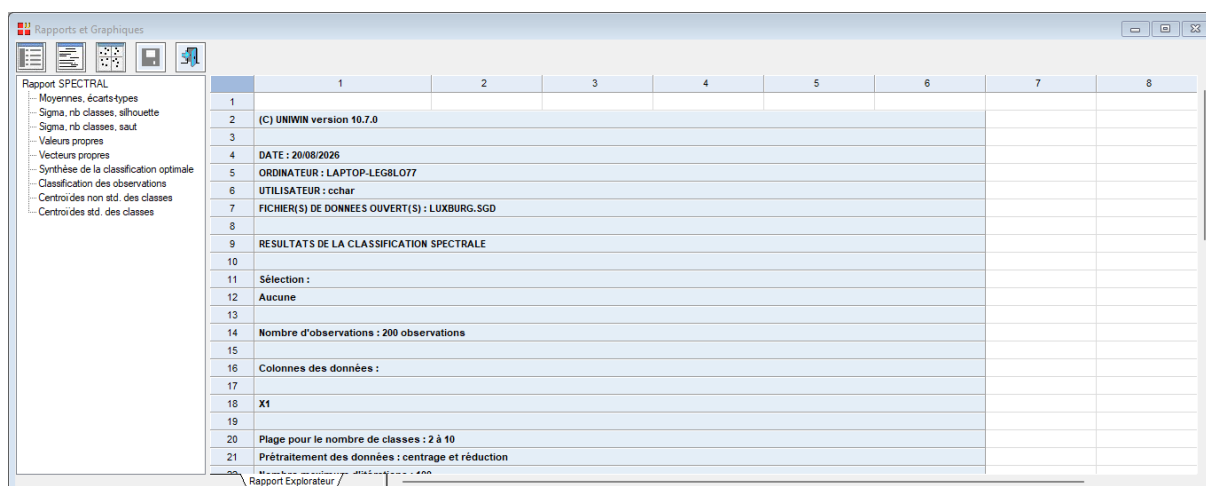


Dans le premier graphique les 4 ensembles sont bien séparés, moins dans le deuxième graphique et joints dans le troisième.

Renseignons la boîte de dialogue d'entrée des données, sélectionnons la variable X1 et cliquons sur Ok.

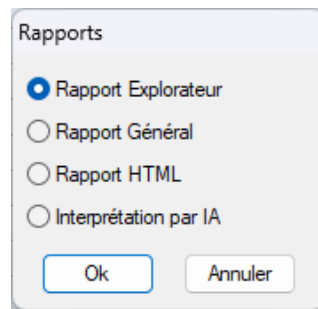


Après avoir renseigné cette boîte de dialogue, UNIWIN effectue les calculs de l'analyse et après quelques instants, l'écran suivant s'affiche :

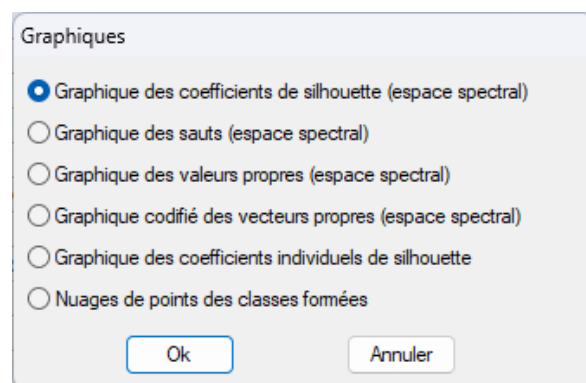


La barre d'outils 'Rapports et Graphiques' permet par l'icône 'Données'  de rappeler la boîte de dialogue d'entrée des données.

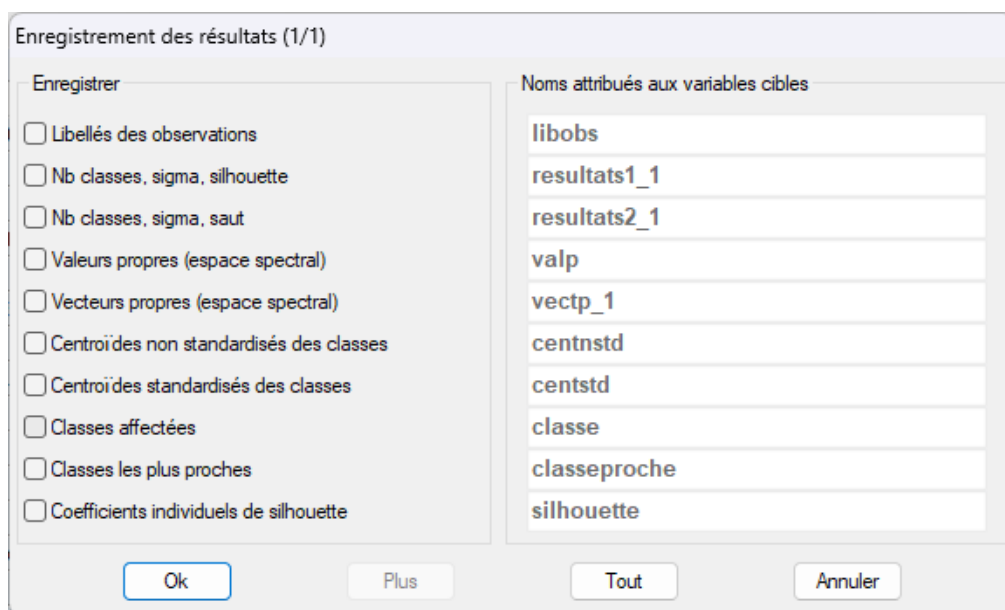
L'icône 'Rapports'  affiche la boîte de dialogue des options pour les rapports :



et l'icône 'Graphiques'  affiche la boîte de dialogue des options pour les graphiques :



L'icône 'Enregistrer'  permet de sélectionner les résultats de l'analyse à enregistrer dans un fichier.



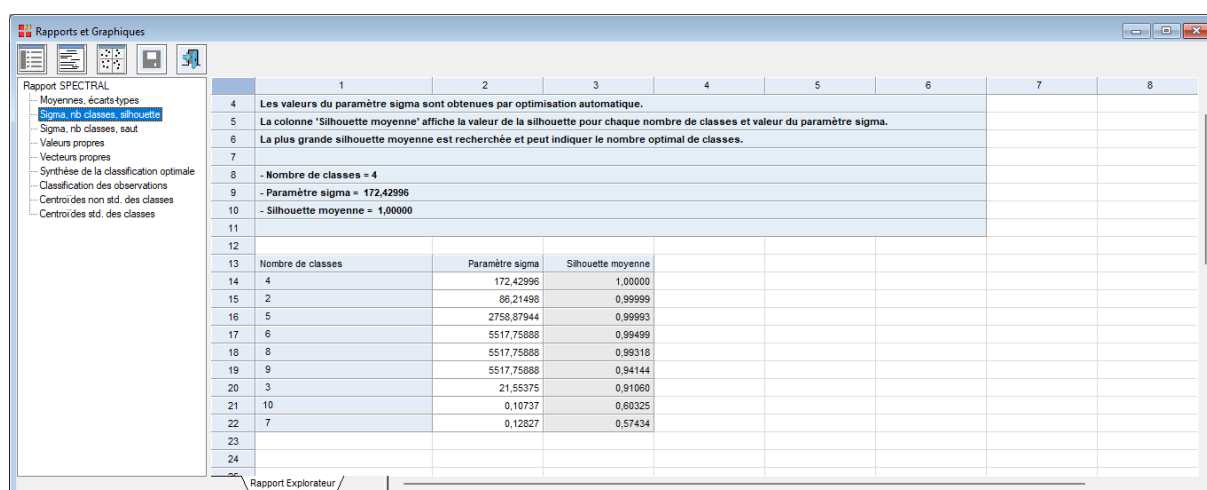
L'icône 'Quitter'  permet de quitter l'analyse.

L'option Rapports

Cette option permet d'obtenir le rapport à l'écran sous la forme Explorateur, Général ou HTML et d'accéder à l'aide à l'interprétation par Intelligence Artificielle.

Le premier tableau affiche les moyennes et écarts-types des colonnes des données.

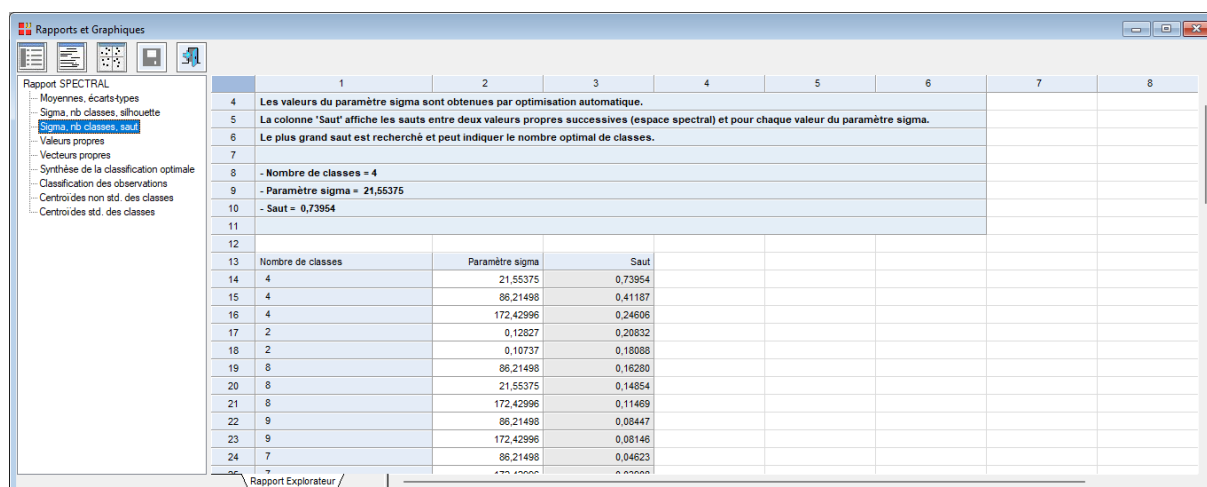
Le deuxième tableau affiche les nombres de classes, les valeurs estimées de façon automatique du paramètre sigma du noyau RBF et les silhouettes moyennes dans l'espace spectral. La plus grande silhouette moyenne est recherchée et peut aider à déterminer le nombre optimal de classes dans les données. Ces silhouettes moyennes sont interprétables car calculées dans l'espace spectral et non dans celui des données d'origine.



	1	2	3	4	5	6	7	8
4	Les valeurs du paramètre sigma sont obtenues par optimisation automatique.							
5	La colonne 'Silhouette moyenne' affiche la valeur de la silhouette pour chaque nombre de classes et valeur du paramètre sigma.							
6	La plus grande silhouette moyenne est recherchée et peut indiquer le nombre optimal de classes.							
7								
8	- Nombre de classes = 4							
9	- Paramètre sigma = 172,42996							
10	- Silhouette moyenne = 1,00000							
11								
12								
13	Nombre de classes	Paramètre sigma	Silhouette moyenne					
14	4	172,42996	1,00000					
15	2	86,21498	0,99999					
16	5	2758,87944	0,99993					
17	6	5517,75888	0,99499					
18	8	5517,75888	0,99318					
19	9	5517,75888	0,94144					
20	3	21,55375	0,91060					
21	10	0,10737	0,60325					
22	7	0,12827	0,57434					
23								
24								

Dans cet exemple, le nombre obtenu de classes est de 4 pour une valeur de silhouette moyenne égale à +1 et un paramètre sigma du noyau RBF égal à 172,42996.

Le troisième tableau affiche les sauts dans les valeurs propres du laplacien normalisé du graphe des similarités pour chaque nombre de classes dans la plage indiquée et chaque valeur unique de sigma obtenues de façon automatique.



	1	2	3	4	5	6	7	8
4	Les valeurs du paramètre sigma sont obtenues par optimisation automatique.							
5	La colonne 'Saut' affiche les sauts entre deux valeurs propres successives (espace spectral) et pour chaque valeur du paramètre sigma.							
6	Le plus grand saut est recherché et peut indiquer le nombre optimal de classes.							
7								
8	- Nombre de classes = 4							
9	- Paramètre sigma = 21,55375							
10	- Saut = 0,73954							
11								
12								
13	Nombre de classes	Paramètre sigma	Saut					
14	4	21,55375	0,73954					
15	4	86,21498	0,41187					
16	4	172,42996	0,24605					
17	2	0,12827	0,20832					
18	2	0,10737	0,18088					
19	8	86,21498	0,16280					
20	8	21,55375	0,14854					
21	8	172,42996	0,11469					
22	9	86,21498	0,08447					
23	9	172,42996	0,08146					
24	7	86,21498	0,04623					

Les trois plus grands sauts sont obtenus pour 4 classes. Comme pour la silhouette moyenne, cette heuristique des sauts peut aider à déterminer le nombre optimal de classes dans les données.

Note : la suite des calculs est effectuée en utilisant la valeur de sigma basée sur la silhouette moyenne.

Le quatrième tableau affiche les plus petites valeurs propres du laplacien normalisé qui ont été utilisées pour calculer les sauts.

	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	TABLEAU DES VALEURS PROPRES POUR LE SIGMA OPTIMAL (ESPACE SPECTRAL)							
3								
4	Les données sont transformées en vecteurs propres du laplacien du graphe des similarités.							
5	Seules les 10 plus petites valeurs propres sont affichées.							
6								
7	- Paramètre sigma = 172,42996							
8								
9								
10	Valeur propre							
11	1	0,00000						
12	2	0,00000						
13	3	0,00000						
14	4	0,00000						
15	5	0,24606						
16	6	0,24660						
17	7	0,26119						
18	8	0,30027						
19	9	0,41496						
20	10	0,49642						
21								

Le cinquième tableau affiche les vecteurs propres associés à ces valeurs propres.

	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	TABLEAU DES VECTEURS PROPRES POUR LE SIGMA OPTIMAL (ESPACE SPECTRAL)							
3								
4	Les données sont transformées en vecteurs propres du laplacien du graphe des similarités.							
5	Seuls les vecteurs propres associés aux 10 plus petites valeurs propres sont affichés.							
6								
7	- Paramètre sigma = 172,42996							
8								
9								
10		Vecteur 1	Vecteur 2	Vecteur 3	Vecteur 4	Vecteur 5	Vecteur 6	Vecteur 7
11	1	-0,00001	0,00000	0,12387	-0,00001	0,00000	0,00000	0,00000
12	2	-0,00001	0,00001	0,15635	-0,00001	0,00001	0,00001	-0,00000
13	3	-0,00001	-0,00001	0,11691	-0,00001	0,00001	-0,00001	-0,00000
14	4	-0,00001	-0,00001	0,15724	-0,00001	-0,00001	-0,00001	0,00000
15	5	-0,00001	0,00001	0,07616	0,00001	0,00001	-0,00001	-0,00000
16	6	-0,00001	-0,00001	0,14364	-0,00001	0,00001	0,00001	0,00000
17	7	0,00001	0,00001	0,15627	0,00001	-0,00001	-0,00001	0,00000
18	8	-0,00001	0,00001	0,15693	0,00001	0,00001	0,00001	-0,00000
19	9	0,00001	-0,00001	0,08149	-0,00001	-0,00001	0,00001	0,00000
20	10	-0,00001	0,00001	0,16037	0,00001	-0,00001	-0,00001	0,00000
21	11	0,00001	-0,00001	0,07869	-0,00001	-0,00001	0,00001	0,00000

Le sixième tableau affiche une synthèse de la classification :

- Nombre de classes
- Paramètre sigma du noyau RBF
- Coefficient global de silhouette
- Indice de Calinski-Harabasz
- Indice de Davies-Bouldin
- Effectifs des classes formées

Rapports et Graphiques								
Rapport SPECTRAL - Moyennes, écarts-types - Sigma, nb classes, silhouette - Sigma, nb classes, saut - Valeurs propres - Vecteurs propres - Synthèse de la classification optimale - Classification des observations - Centroides non std. des classes - Centroides std. des classes								
1	1	2	3	4	5	6	7	8
2	SYNTHÈSE DE LA CLASSIFICATION OPTIMALE DES OBSERVATIONS							
3								
4	Le nombre optimal de classes est basé sur la plus grande silhouette moyenne (espace spectral).							
5								
6	- Nombre de classes = 4							
7	- Paramètre sigma = 172,42996							
8	- Coefficient global de silhouette = 0,88571							
9	- Indice de Calinski-Harabasz = 9237,26695							
10	- Indice de Davies-Bouldin = 0,15296							
11								
12	Note : si les classes formées ne sont pas convexes, le coefficient global de silhouette							
13	et les indices doivent être interprétés avec prudence.							
14								
15								
16	Classe	Effectif	Pourcentage					
17	1	50	25					
18	2	50	25					
19	3	50	25					
20	4	50	25					
21								

Le coefficient global de silhouette varie entre -1 et +1. Il indique la qualité de la définition des classes, les valeurs positives élevées étant préférables.

L'indice de Calinski-Harabasz affiche les comparaisons entre les sommes des carrés entre les classes et les sommes des carrés dans les classes. Les plus grandes valeurs de cet indice sont généralement préférables.

L'indice de Davies-Bouldin mesure de la densité et de la séparation des classes. Des valeurs faibles sont préférables, car elles correspondent à des classes denses et bien séparées.

Note : si les classes formées ne sont pas convexes, le coefficient global de silhouette et ces deux indices doivent être interprétés avec prudence car évalués sur les données d'origine et non dans l'espace spectral.

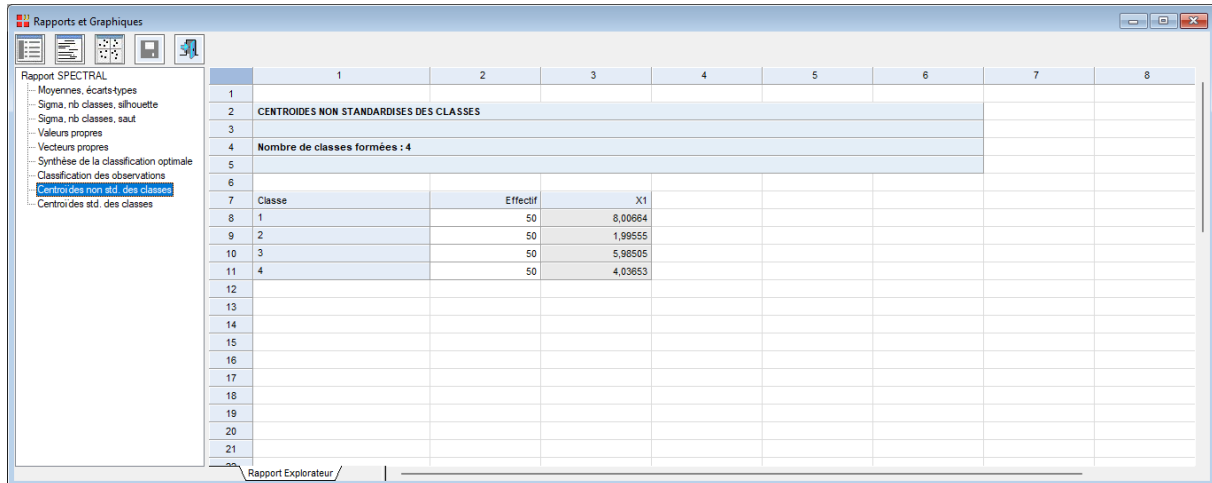
Le septième tableau affiche pour chaque observation :

- sa classe affectée
- sa classe la plus proche
- son coefficient individuel de silhouette

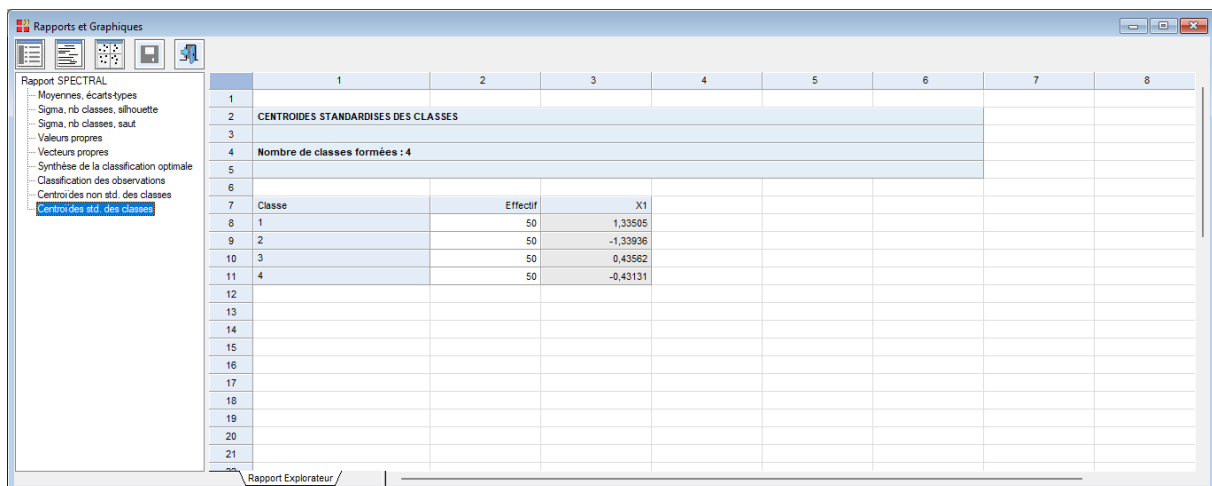
Rapports et Graphiques				
Rapport SPECTRAL - Moyennes, écarts-types - Sigma, nb classes, silhouette - Sigma, nb classes, saut - Valeurs propres - Vecteurs propres - Synthèse de la classification optimale - Classification des observations - Centroides non std. des classes - Centroides std. des classes				
1	1	2	3	4
2	CLASSIFICATION DES OBSERVATIONS			
3				
4	Note : si les classes formées ne sont pas convexes, les coefficients individuels de silhouette doivent être interprétés avec prudence.			
5				
6				
7	Observation	Classe affectée	Classe la plus proche	Coefficient de silhouette
8	o1	2	4	0,89409
9	o2	2	4	0,92666
10	o3	2	4	0,88649
11	o4	2	4	0,91796
12	o5	2	4	0,83913
13	o6	2	4	0,89508
14	o7	2	4	0,91617
15	o8	2	4	0,91748
16	o9	2	4	0,78402
17	o10	2	4	0,92777
18	o11	2	4	0,84232
19	o12	2	4	0,91760
20	o13	2	4	0,92592
21	o14	2	4	0,92599

Note : si les classes formées ne sont pas convexes, le coefficient individuel de silhouette doit être interprété avec prudence car calculé sur les données d'origine et non dans l'espace spectral.

Les tableaux suivants affichent les centroïdes des classes formées à partir des données non standardisées ou standardisées.



	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	CENTROIDES NON STANDARDISES DES CLASSES							
3								
4	Nombre de classes formées : 4							
5								
6								
7	Classe	Effectif	X1					
8	1	50	8,00684					
9	2	50	1,99555					
10	3	50	5,98505					
11	4	50	4,03653					
12								
13								
14								
15								
16								
17								
18								
19								
20								
21								



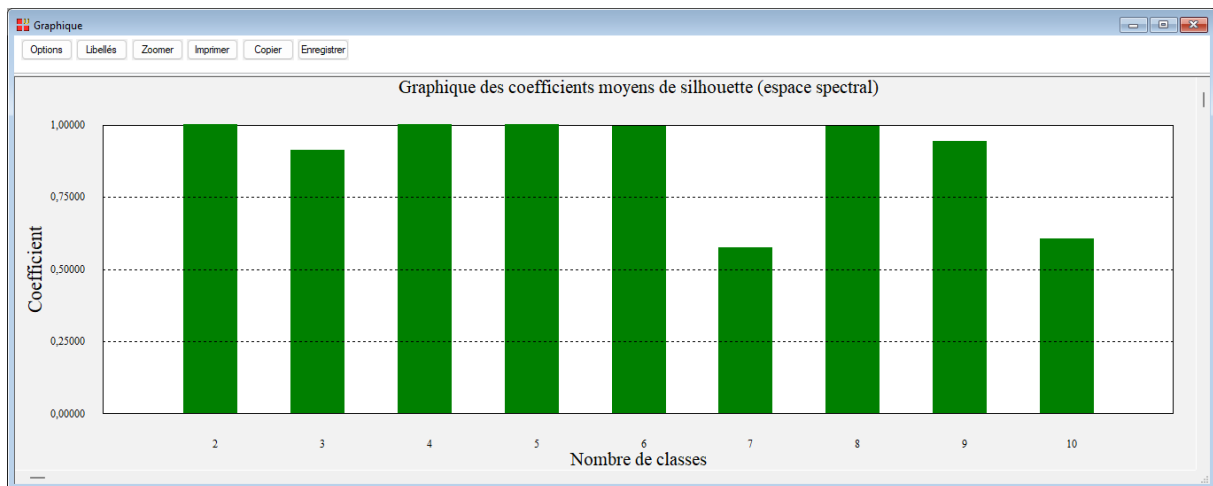
	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	CENTROIDES STANDARDISES DES CLASSES							
3								
4	Nombre de classes formées : 4							
5								
6								
7	Classe	Effectif	X1					
8	1	50	1,33505					
9	2	50	-1,33936					
10	3	50	0,43562					
11	4	50	-0,43131					
12								
13								
14								
15								
16								
17								
18								
19								
20								
21								

L'option Graphiques

- Graphique des coefficients moyens de silhouette (espace spectral)

Ce graphique affiche les coefficients moyens de silhouette pour la plage demandée des nombres de classes.

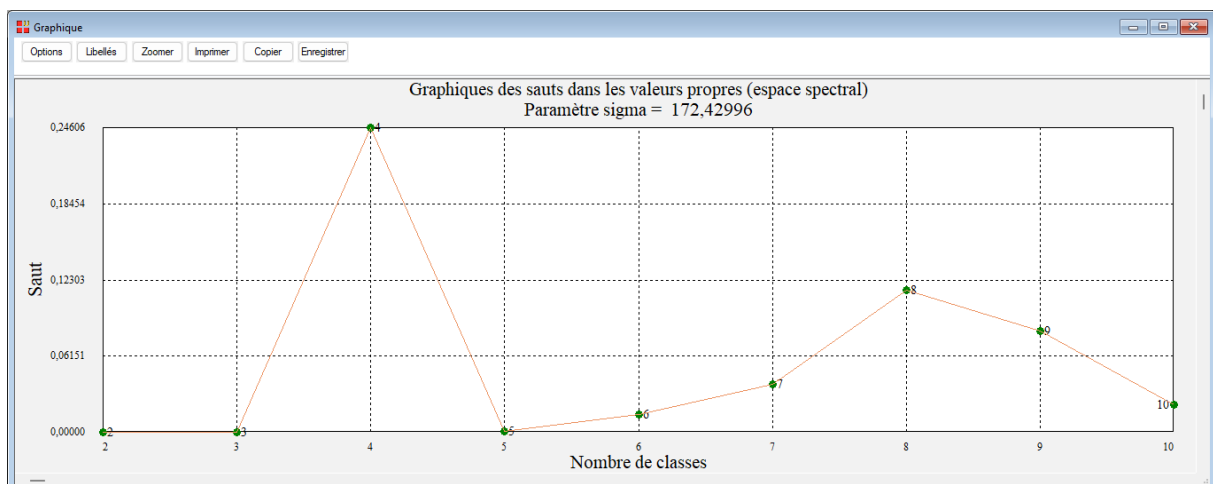
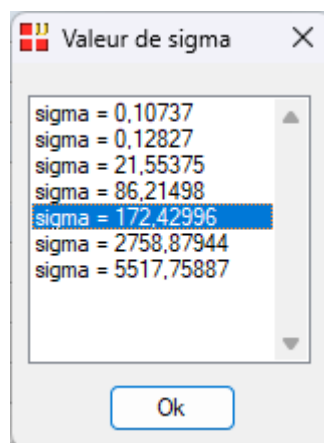
Ces coefficients sont interprétables car calculés dans l'espace spectral et non dans celui des données d'origine.



- Graphique des sauts (espace spectral)

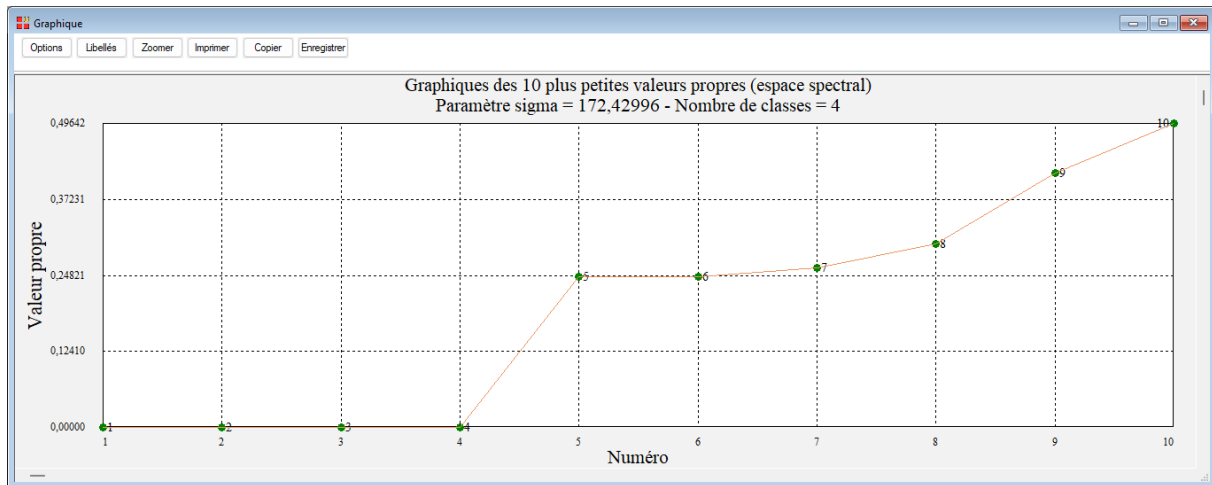
Une heuristique basée sur les sauts dans les valeurs propres permet de définir le nombre optimal de classes en se basant sur le plus grand saut.

Il est possible de choisir la valeur du paramètre sigma à utiliser pour ce graphique.



- Graphique des valeurs propres (espace spectral)

Cette option affiche les plus petites valeurs propres du laplacien du graphe des similarités construit en utilisant le noyau à base radiale (RBF).



- Graphique codifié des vecteurs propres (espace spectral)

Ce graphique affiche un plan constitué de deux vecteurs propres, chaque observation étant codifiée en fonction de sa classe affectée.

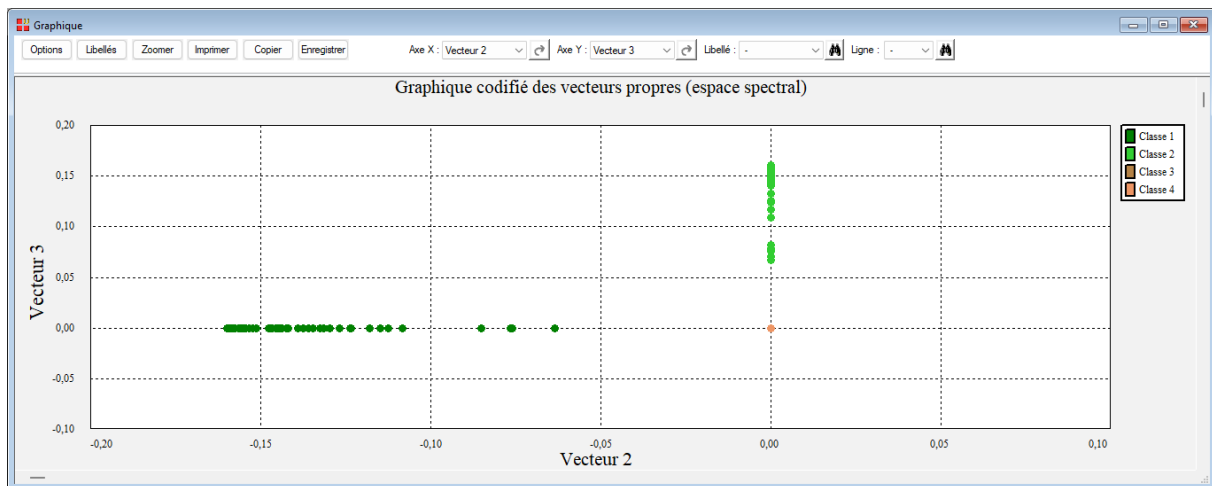
Le premier vecteur propre est souvent trivial (associé à la valeur propre 0 pour le laplacien). Il faut l'exclure et travailler plutôt avec les vecteurs propres suivants.

Pour valider un nombre k de classes, dans le plan formé par une paire pertinente de vecteurs propres, il faut idéalement voir :

- une séparation nette entre les k amas de points par rapport à leur dispersion interne
- k amas se trouvant sur des directions/positions bien distinctes de l'origine (pas superposés au centre)

Cette lecture visuelle du plan est à croiser avec le graphique des valeurs propres et l'heuristique du saut : le nombre k adapté correspond généralement au point où apparaît le saut le plus net entre λ_k et λ_{k+1} .

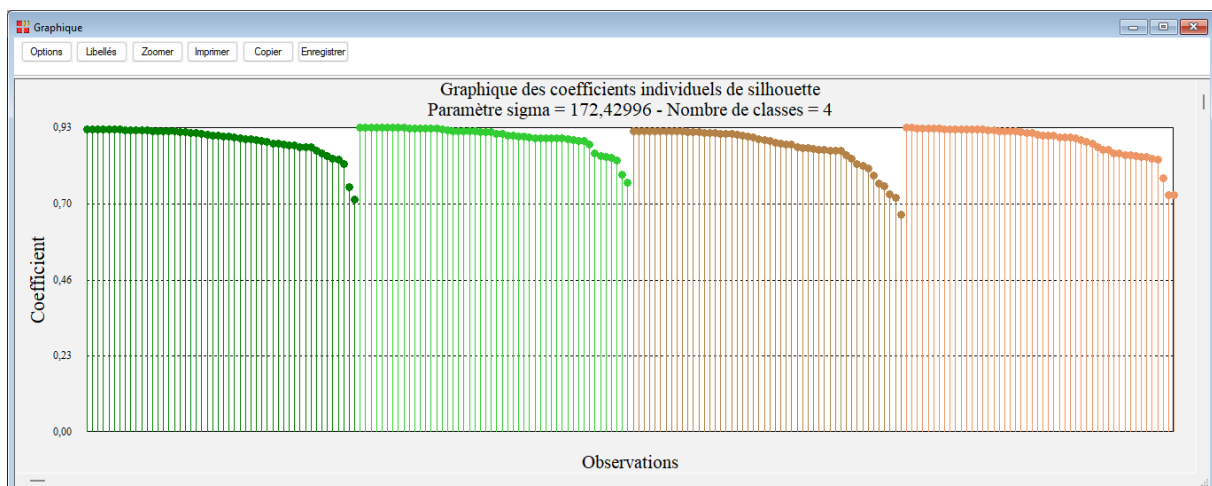
Si le saut est ambigu dans le graphique mais que le plan des vecteurs propres montre des amas nets pour un k donné, cette dernière observation est en général le signal le plus fiable des deux, car elle reflète directement la géométrie de l'espace plutôt qu'un simple critère numérique sur le spectre.



- Graphique des coefficients individuels de silhouette

Ce graphique affiche les coefficients individuels de silhouette pour le nombre optimal de classes formées.

Le coefficient individuel de silhouette est une mesure de la qualité du partitionnement. Il varie entre -1 et +1.



Pour chaque observation, le coefficient individuel de silhouette est la différence entre la distance moyenne avec les observations du même groupe et la distance moyenne avec les observations des autres groupes.

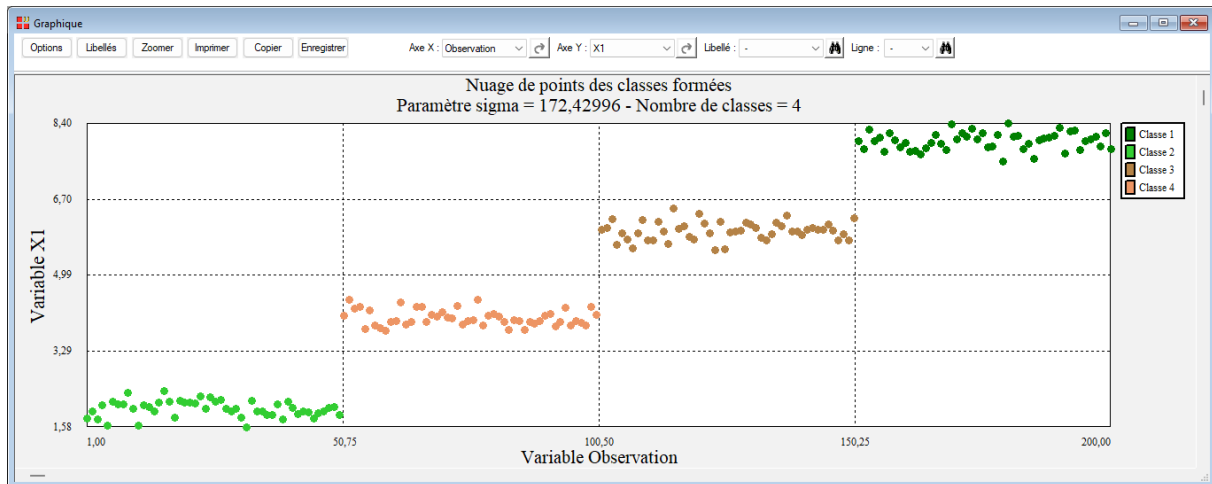
Si cette différence est négative, l'observation est en moyenne plus proche du groupe voisin que du sien : elle est donc mal classée.

À l'inverse, si cette différence est positive, l'observation est en moyenne plus proche de son groupe que du groupe voisin : elle est donc bien classée.

Note : si les classes formées ne sont pas convexes, les coefficients individuels de silhouette doivent être interprétés avec prudence.

- Nuage de points des classes formées

Le nuage de points des classes affiche les 4 classes formées.



Par l'icône , appelons à nouveau la boîte de dialogue d'entrée des données et sélectionnons la variable X2 puis cliquons sur Ok. La synthèse de la classification indique que 4 classes sont détectées.

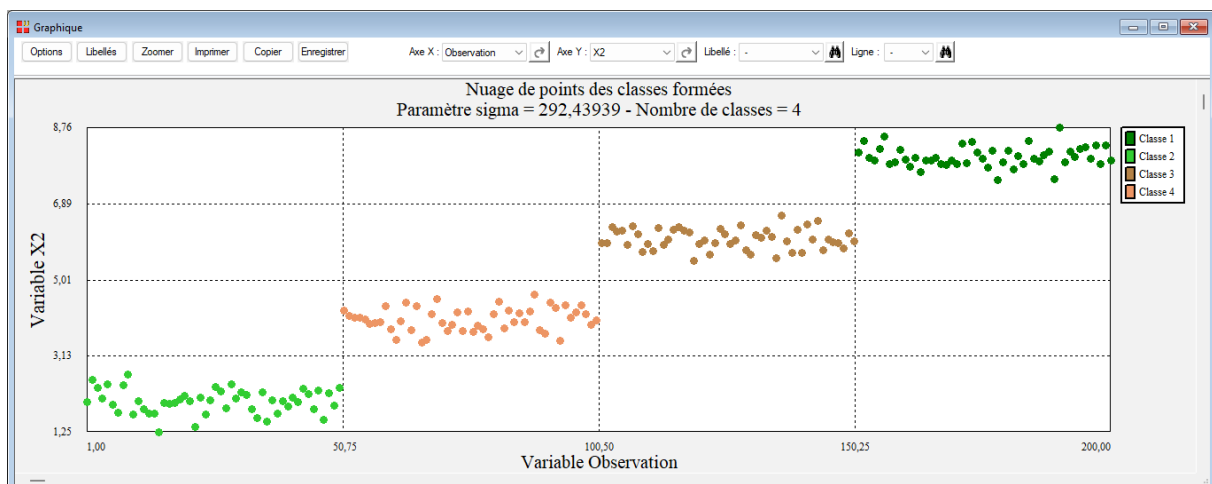
Rapports et Graphiques

Rapport SPECTRAL

- Moyennes, écarts-types
- Sigma, nb classes, silhouette
- Sigma, nb classes, saut
- Valeurs propres
- Vecteurs propres
- Synthèse de la classification optimale**
- Classification des observations
- Centroides non std. des classes
- Centroides std. des classes

	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	SYNTHÈSE DE LA CLASSIFICATION OPTIMALE DES OBSERVATIONS							
3								
4	Le nombre optimal de classes est basé sur la plus grande silhouette moyenne (espace spectral).							
5								
6	- Nombre de classes = 4							
7	- Paramètre sigma = 292,43939							
8	- Coefficient global de silhouette = 0,83138							
9	- Indice de Calinski-Harabasz = 4479,02657							
10	- Indice de Davies-Bouldin = 0,22171							
11								
12	Note : si les classes formées ne sont pas convexes, le coefficient global de silhouette							
13	et les indices doivent être interprétés avec prudence.							
14								
15								
16	Classe	Effectif	Pourcentage					
17	1	50	25					
18	2	50	25					
19	3	50	25					
20	4	50	25					
21								

Rapport Explorateur



Appelons à nouveau la boîte de dialogue d'entrée des données et sélectionnons la variable X3, la plus bruitée, puis cliquons sur Ok.

La synthèse de la classification indique que la silhouette moyenne la plus grande est pour 2 classes. Toutefois le graphique des silhouettes montre que d'autres choix sont possibles.

Rapports et Graphiques

Rapport SPECTRAL

Moyennes, écarts-types

Sigma, nb classes, silhouette

Sigma, nb classes, saut

Valeurs propres

Vecteurs propres

Synthèse de la classification optimale

Classification des observations

Centroides non std. des classes

Centroides std. des classes

	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	SYNTHESE DE LA CLASSIFICATION OPTIMALE DES OBSERVATIONS							
3								
4	Le nombre optimal de classes est basé sur la plus grande silhouette moyenne (espace spectral).							
5								
6	- Nombre de classes = 2							
7	- Paramètre sigma = 582,18311							
8	- Coefficient global de silhouette = 0,66308							
9	- Indice de Calinski-Harabasz = 306,57341							
10	- Indice de Davies-Bouldin = 0,41870							
11								
12	Note : si les classes formées ne sont pas convexes, le coefficient global de silhouette							
13	et les indices doivent être interprétés avec prudence.							
14								
15								
16	Classe	Effectif	Pourcentage					
17	1	149	74,5					
18	2	51	25,5					
19								
20								
21								

Rapport Explorateur /

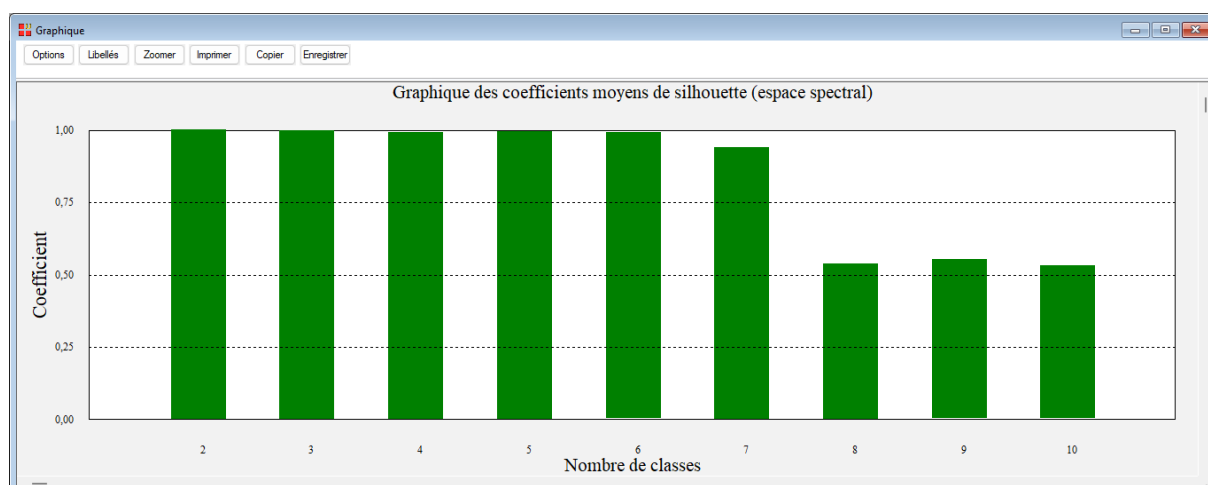
Rapports et Graphiques

Rapport SPECTRAL

- Moyennes, écarts-types
- Sigma, nb classes, silhouette
- Sigma, nb classes, saut
- Valeurs propres
- Vecteurs propres
- Synthèse de la classification optimale
- Classification des observations
- Centroides non std. des classes
- Centroides std. des classes

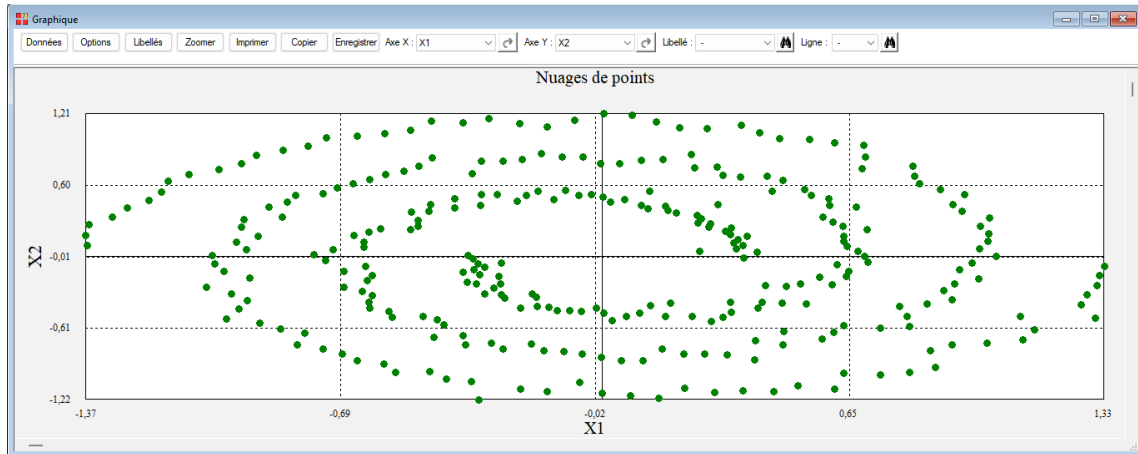
	1	2	3	4	5	6	7	8
1								
2	NOMBRE DE CLASSES, PARAMÈTRE SIGMA DU NOYAU RBF ET SILHOUETTE MOYENNE (ESPACE SPECTRAL)							
3								
4	Les valeurs du paramètre sigma sont obtenues par optimisation automatique.							
5	La colonne 'Silhouette moyenne' affiche la valeur de la silhouette pour chaque nombre de classes et valeur du paramètre sigma.							
6	La plus grande silhouette moyenne est recherchée et peut indiquer le nombre optimal de classes.							
7								
8	- Nombre de classes = 2							
9	- Paramètre sigma = 582,18311							
10	- Silhouette moyenne = 0,99984							
11								
12								
13	Nombre de classes	Paramètre sigma	Silhouette moyenne					
14	2	582,18311	0,99984					
15	3	582,18311	0,99675					
16	5	582,18311	0,99319					
17	4	582,18311	0,99186					
18	6	582,18311	0,98992					
19	7	582,18311	0,93976					
20	9	0,11471	0,55080					
21	8	0,10516	0,53788					

Rapport Explorateur

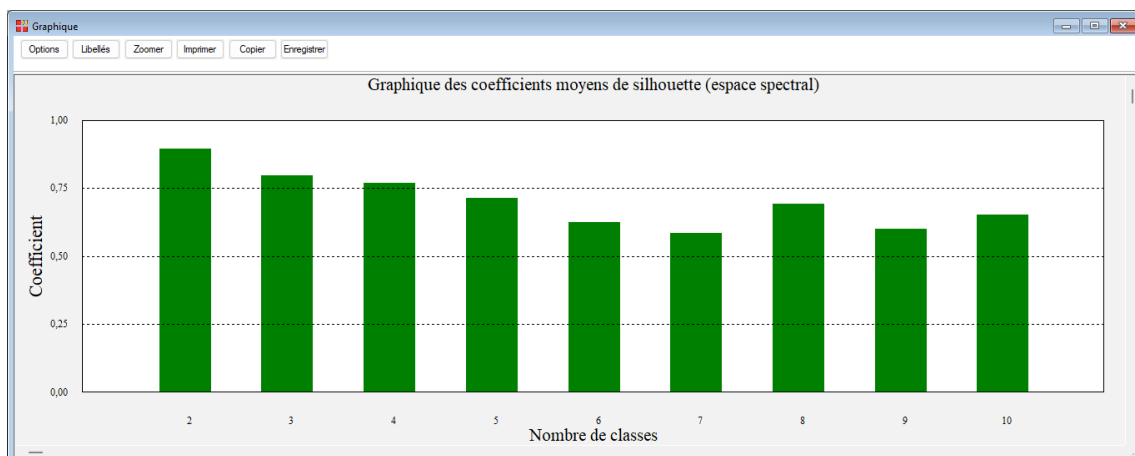
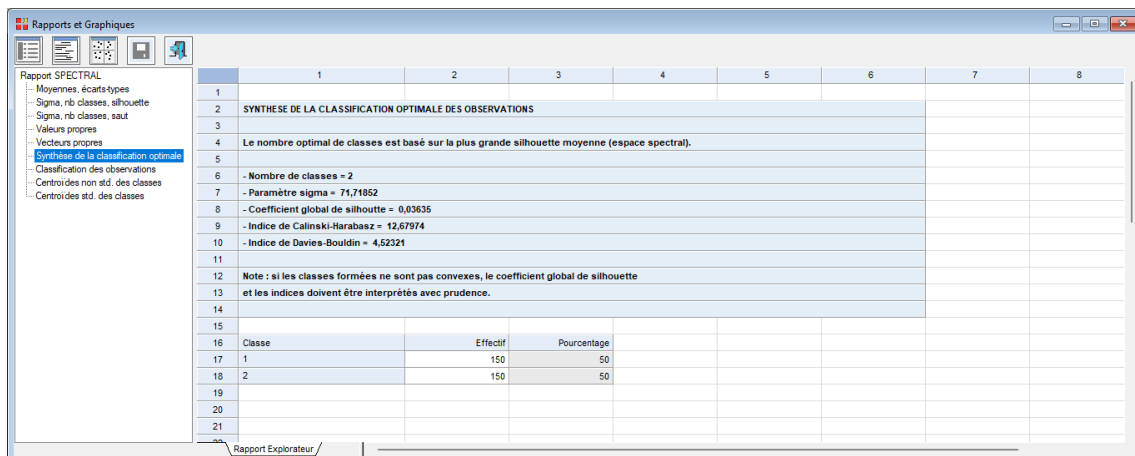


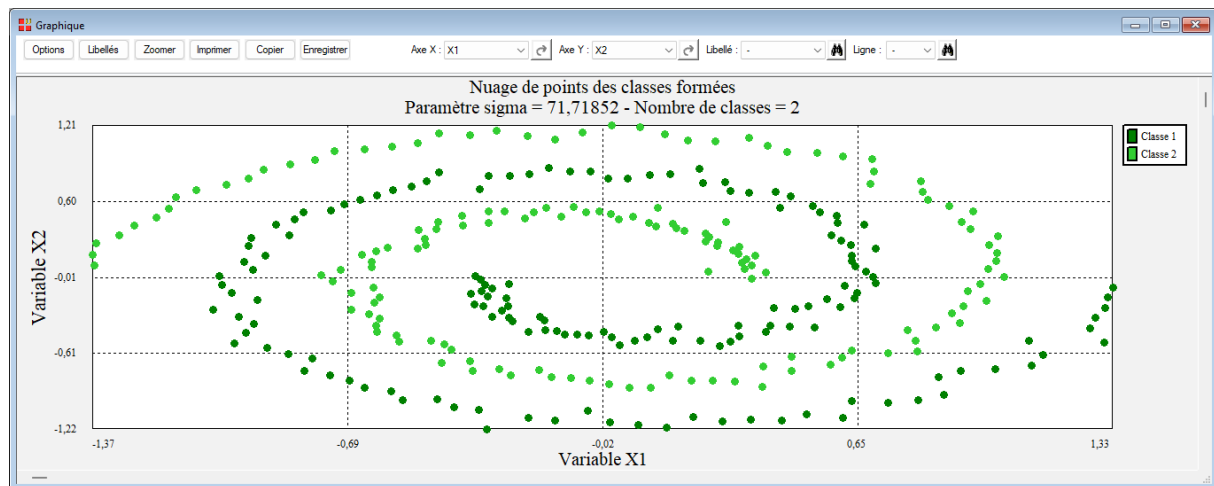
Exemple 2 : Fichier SPIRALS

Nous utiliserons le fichier SPIRALS pour illustrer ce deuxième exemple. Il contient 300 observations représentant 2 spirales entrelacées.



Cliquons sur l'icône SPECTRAL dans le ruban Décrire. Sélectionnons les variables 'X1' et 'X2' comme colonnes de données, laissons les autres paramètres aux valeurs par défaut et visualisons quelques tableaux et graphiques issus de cette analyse.

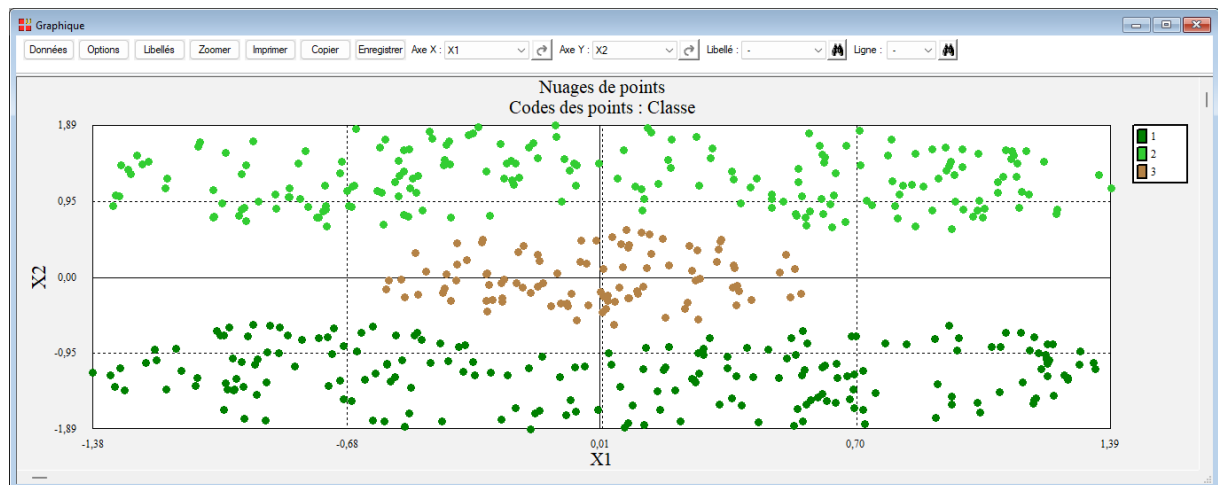




Exemple 3 : Fichier CASSINI500

Nous utiliserons le fichier CASSINI500, provenant du package R 'mlbench', pour illustrer ce troisième exemple.

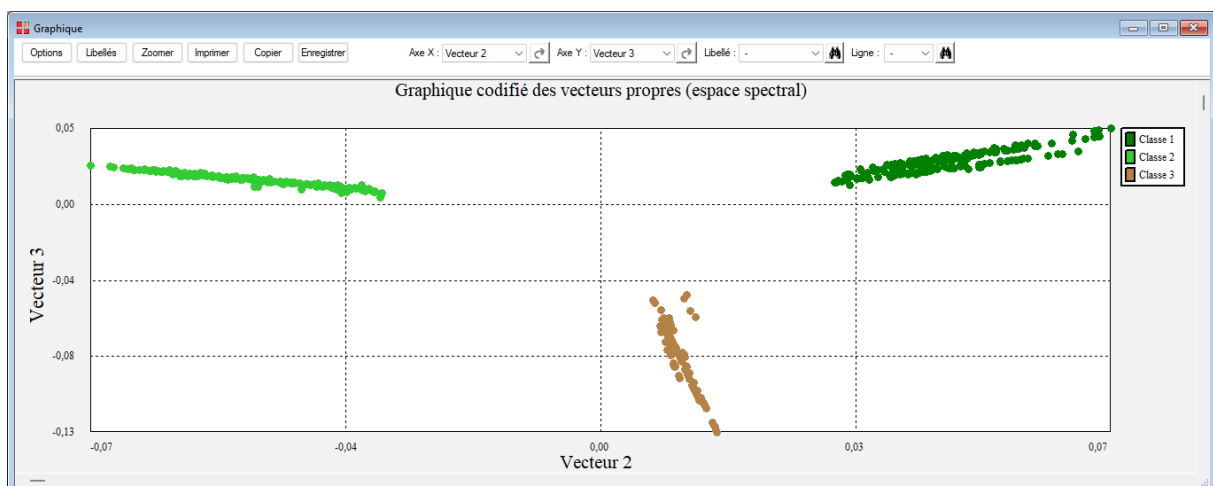
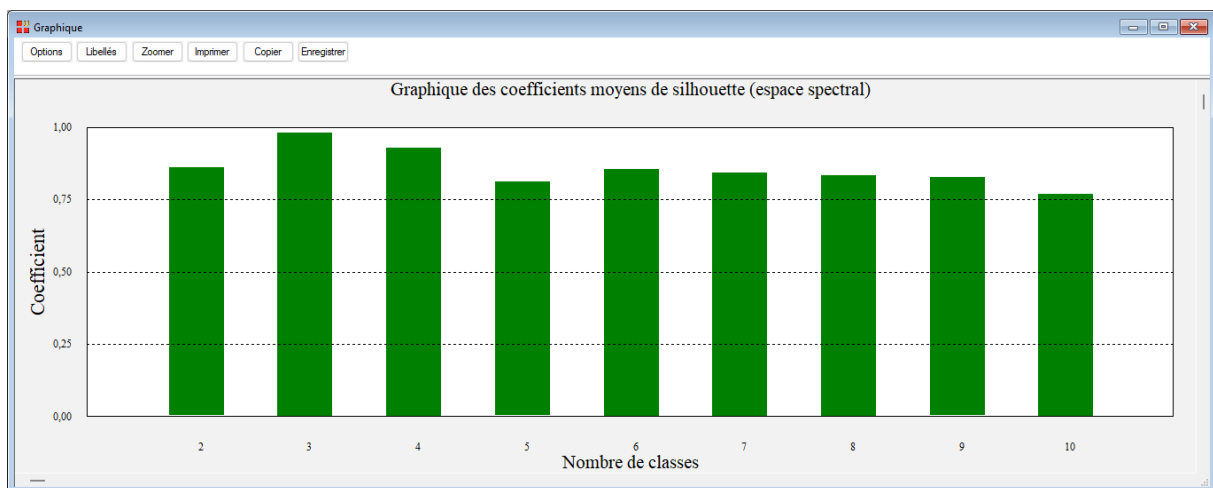
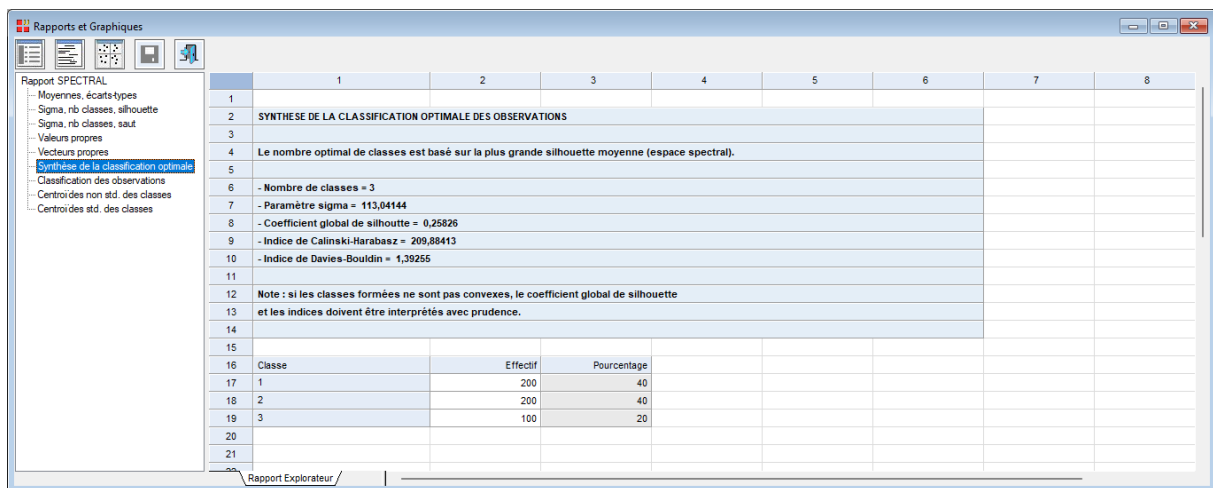
Ce fichier contient 500 observations mesurées sur 2 variables et est constitué de 3 ensembles de données.

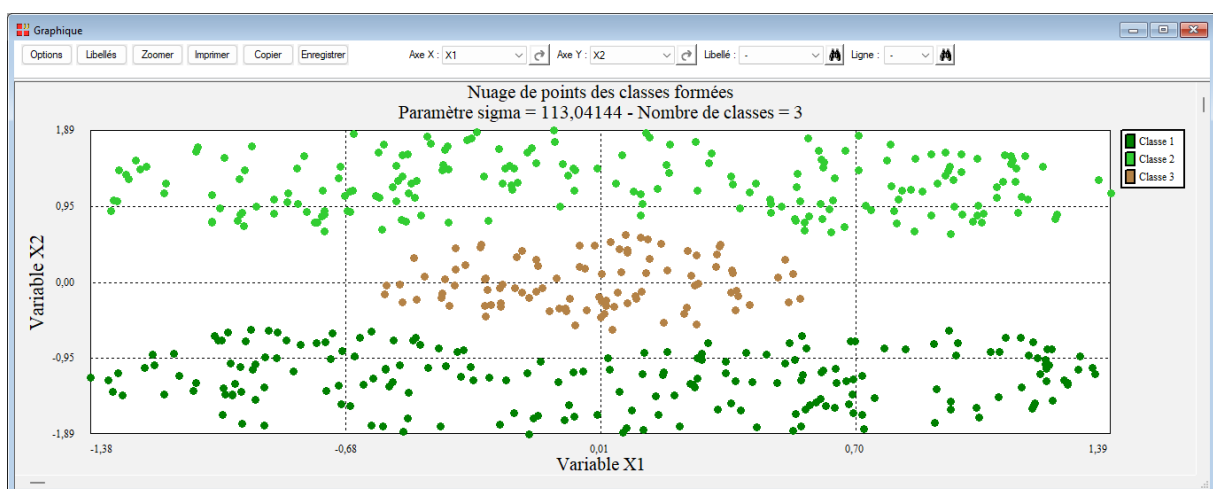
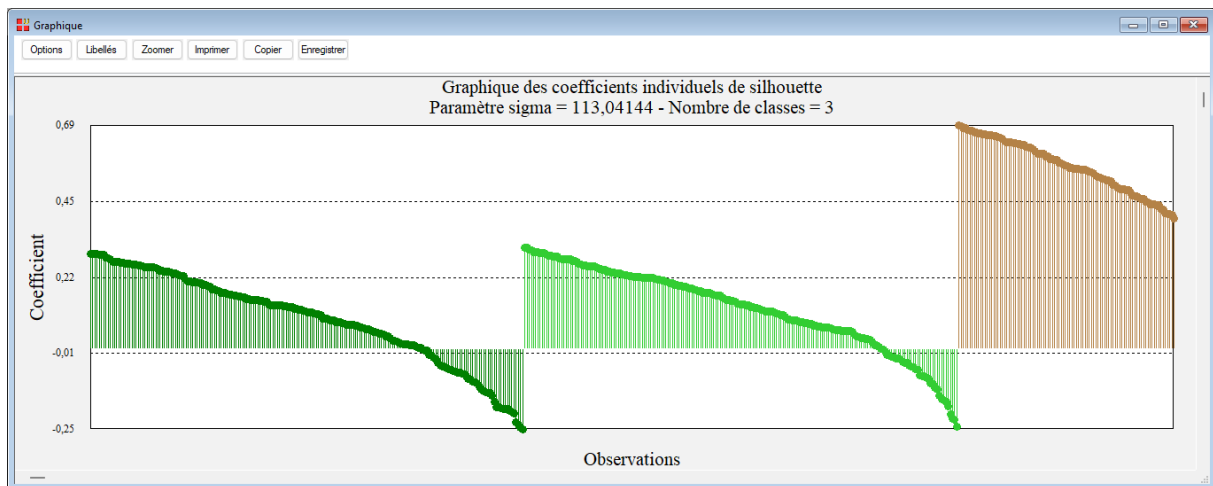


Cliquons sur l'icône SPECTRAL dans le ruban Décrire.

Sélectionnons les variables 'X1' et 'X2' comme colonnes de données et laissons les autres paramètres aux valeurs par défaut.

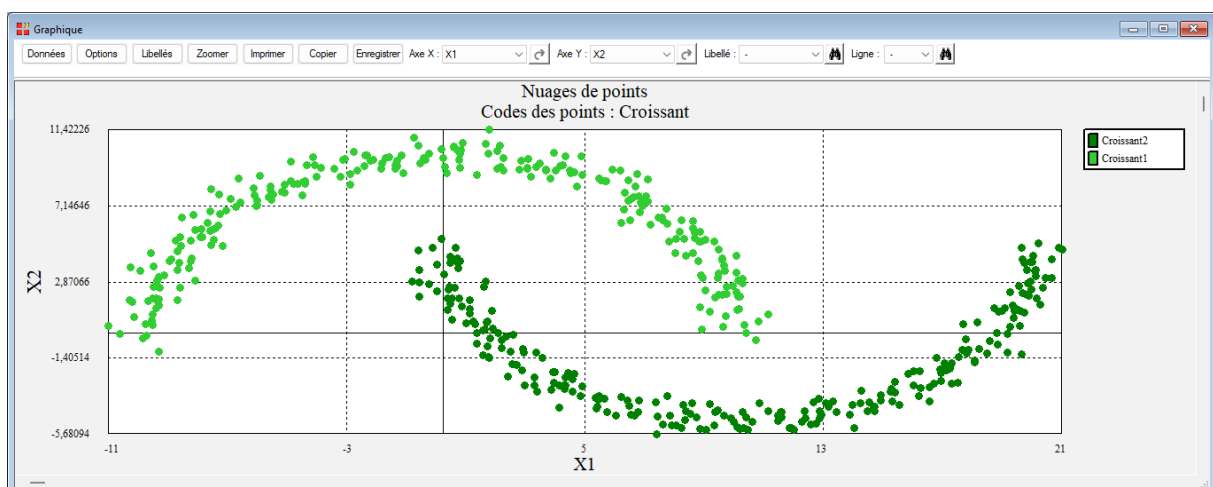
Visualisons quelques tableaux et graphiques issus de cette analyse.





Exemple 4 : Fichier MOONS

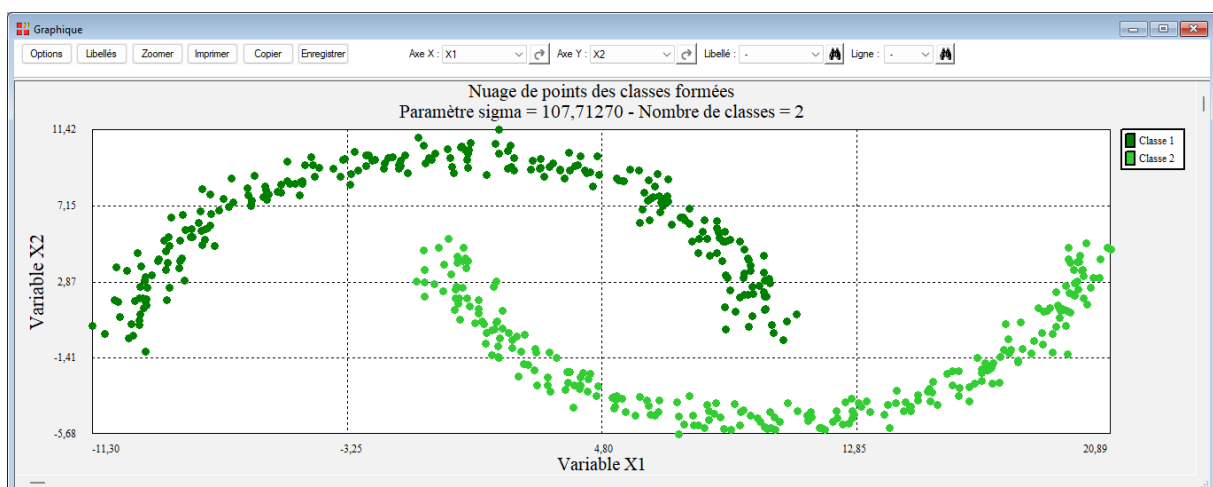
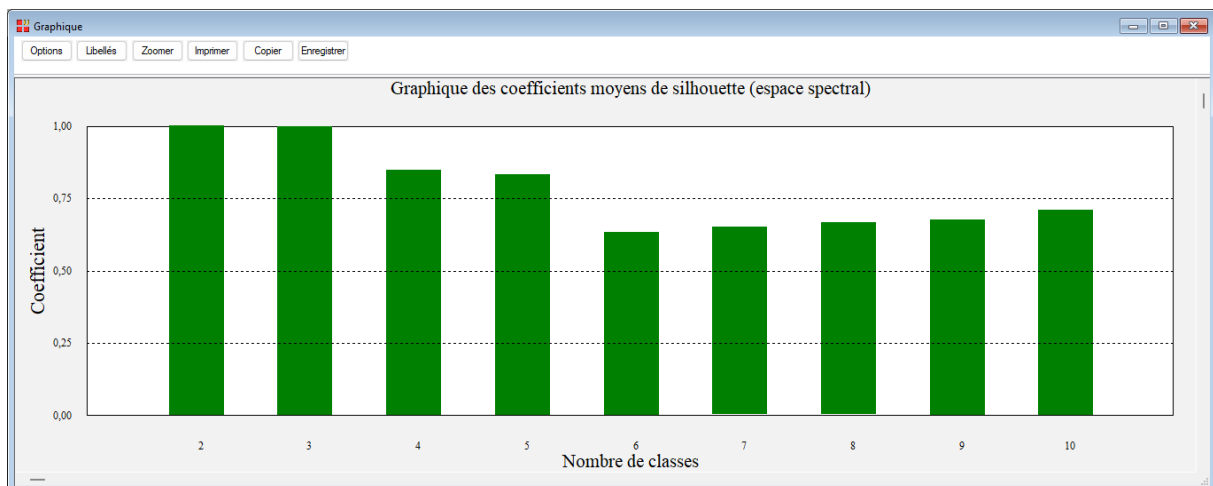
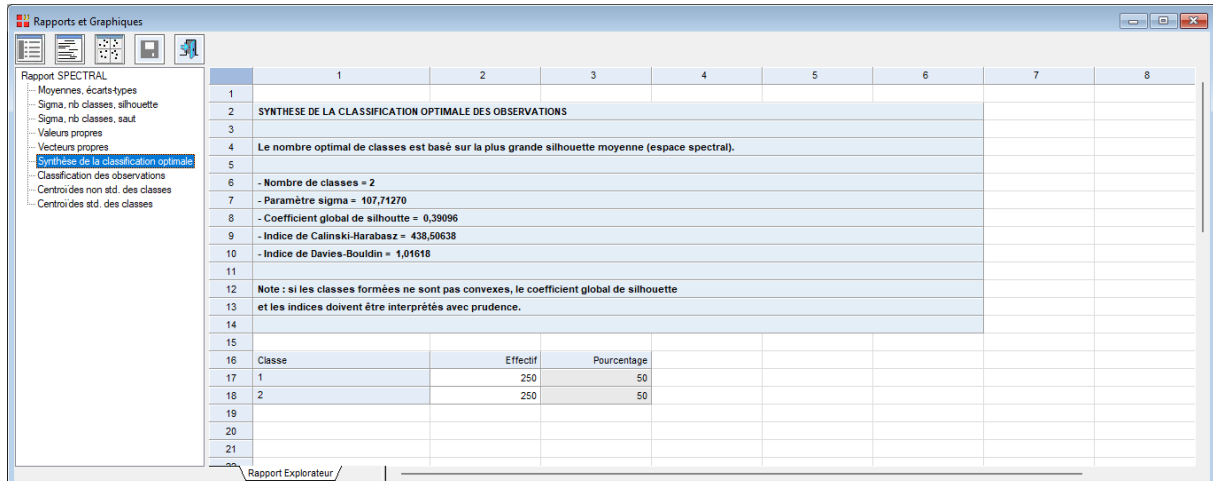
Nous utiliserons le fichier MOONS pour illustrer ce quatrième exemple. Il contient 500 observations mesurées sur 2 variables et est constitué de 2 demi-lunes.



Cliquons sur l'icône SPECTRAL dans le ruban Décrire.

Sélectionnons les variables 'X1' et 'X2' comme colonnes de données et laissons les autres paramètres aux valeurs par défaut.

Visualisons quelques tableaux et graphiques issus de cette analyse.



Les variables internes créées par la procédure

Voici la liste des variables internes créées par la procédure.

<i>Variable</i>	<i>Contenu</i>
libobs	Libellés des observations
resultats1	Nombre de classes, valeurs de sigma, silhouettes
resultats2	Nombre de classes, valeurs de sigma, sauts
valp	Valeurs propres (espace spectral)
vectp	Vecteurs propres (espace spectral)
centnstd	Centroïdes non standardisés des classes
centstd	Centroïdes standardisés des classes
classe	Classes affectées
classeproche	Classes les plus proches
silhouette	Coefficients individuels de silhouette

Formules des calculs

Noyau à base radiale (RBF)

Le plus populaire, efficace pour des frontières de décision complexes :

$$K(x, y) = \exp(-\sigma * ||x - y||^2)$$

Le paramètre gamma contrôle la largeur et la forme de la fonction rbf et la limite de décision. Une valeur gamma plus grande signifie une fonction rbf plus étroite et plus pointue et une limite de décision plus complexe, tandis qu'une valeur gamma plus petite signifie une fonction rbf plus large et plus plate et une limite de décision plus simple.

Références

Documentation du package R 'kernlab' (2026)

<https://cran.r-project.org/web/packages/kernlab/kernlab.pdf>

Documentation R du package 'mlbench' (2026)

<https://cran.r-project.org/web/packages/mlbench/mlbench.pdf>

Ulrike von Luxburg

A tutorial on spectral clustering. CoRR, abs/0711.0189, 2007.