
TP 2 -

UV : **SY09**

Branche : **Génie Informatique**

Filière : **Fouille de Données et Décisionnel**

Auteurs : **LU Han - HAMONNAIS Raphaël**

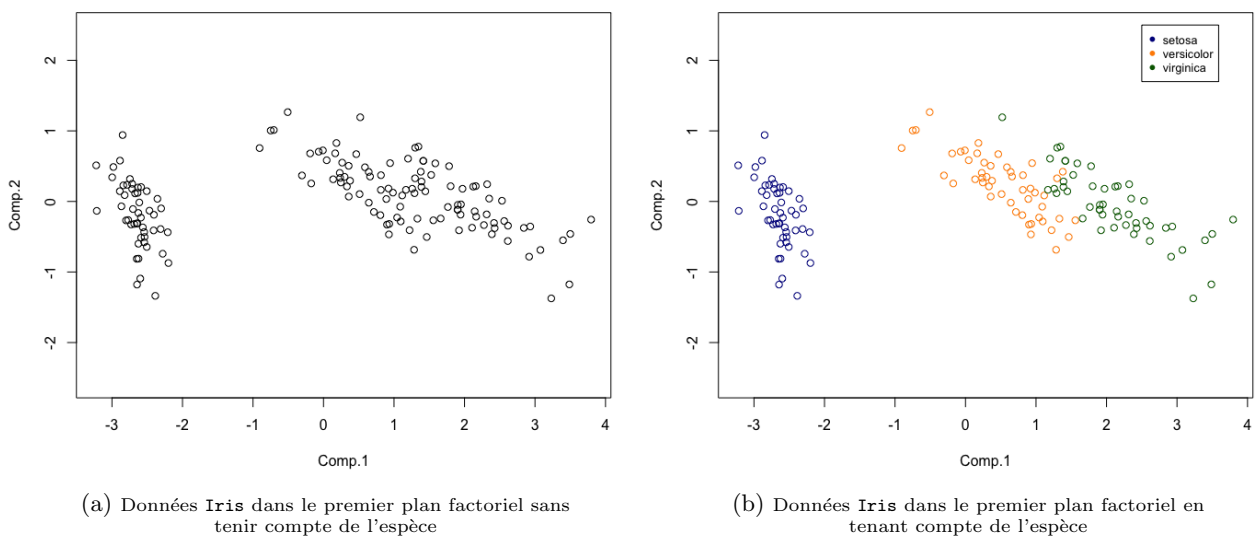
Table des matières

1	Visualisation des données	2
1.1	Visualisation des données Iris	2
1.2	Visualisation des données Crabs	3
1.3	Visualisation des données Mutation	3
1.3.1	Données Mutation dans le premier plan factoriel après AFTD	4
1.3.2	Analyse de la qualité de la représentation par AFTD	4

1. Visualisation des données

1.1 Visualisation des données Iris

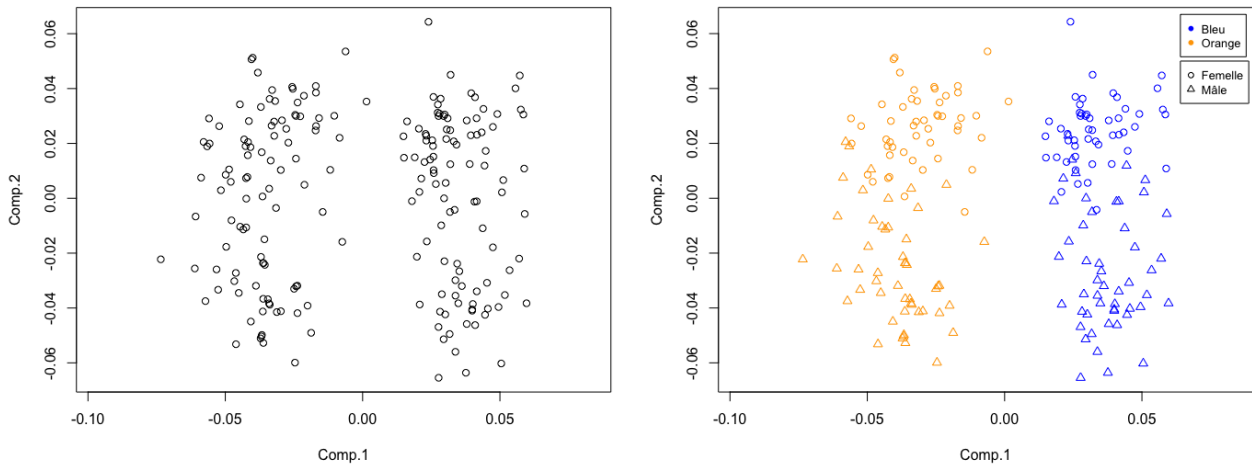
FIGURE 1.1 – Représentation des données *Iris* dans le premier plan factoriel après ACP



- » Affichage dans le premier plan factoriel sans tenir compte de l'espèce
 - On observe deux groupes bien distincts (voir Figure 1.1a).
- » Affichage dans le premier plan factoriel en tenant compte de l'espèce
 - On voit qu'un des deux groupes précédemment observé est en fait constitué de deux espèces différentes (voir Figure 1.1b) ;
 - On obtient donc deux informations précieuses :
 - Les méthodes de classification géométriques tendront à nous donner deux classes ;
 - On sait que les données contiennent en réalité trois classes bien distinctes quand le facteur discriminant est l'espèce ;
 - Il faudra donc faire attention à ce qu'on cherche à obtenir : une nouvelle classification en X classes sans tenir compte de l'espèce, et auquel cas on obtiendra sûrement deux classes. Ou bien une classification en fonction de l'espèce et alors il faudra spécifier qu'on cherche à obtenir trois classes.

1.2 Visualisation des données Crabs

FIGURE 1.2 – Représentation des données **Crabs** dans le premier plan factoriel après ACP



(a) Données **Crabs** dans le premier plan factoriel sans tenir compte de l'espèce ou du sexe

(b) Données **Crabs** dans le premier plan factoriel en tenant compte de l'espèce et du sexe

- » Affichage dans le premier plan factoriel sans tenir compte de l'espèce ou du sexe
 - On observe deux groupes bien distincts (voir Figure 1.2a).
- » Affichage dans le premier plan factoriel en tenant compte de l'espèce et du sexe (voir Figure 1.2b)
 - On constate que les deux groupes observés précédemment correspondent à l'espèce des crabes ;
 - On voit aussi apparaître deux autres groupes au sein des premiers qui délimitent le sexe ;
 - On va donc chercher à faire une classification à 4 classes ;
 - On note quand même que la délimitation entre les sexes est plus floue que celle entre les espèces.

1.3 Visualisation des données Mutation

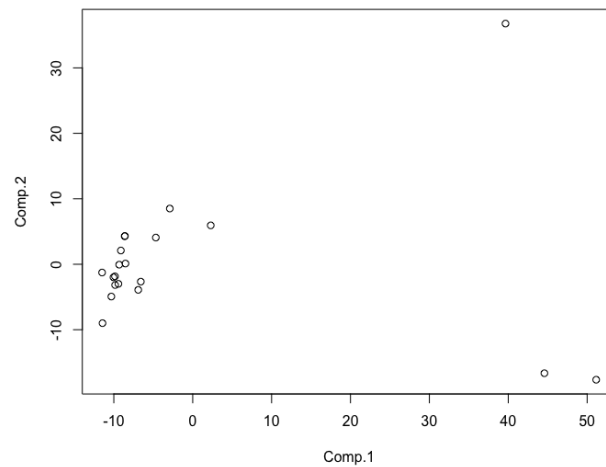
Les données **Mutation** représentent par le biais d'une matrice de dissimilarités les liens entre espèces : plus la distance (dissimilarité) est faible, plus les espèces sont proches.

Nous allons effectuer une Analyse Factorielle de Tableau de Distance (AFTD). On rappelle que l'AFTD peut être vue comme un équivalent de l'ACP pour des données se présentant sous la forme d'un tableau $n \times n$ de dissimilarités δ_{ij} entre n individus ($i, j \in \{1, \dots, n\}$) : elle calcule une représentation multidimensionnelle de ces individus (dont le tableau de dissimilarités ne donne qu'une description implicite) dans un espace euclidien de dimension $p \leq n$. Cette représentation est exacte lorsque les dissimilarités sont des distances euclidiennes, ce qui n'est pas toujours le cas.

Après sélection d'un certain nombre de variables, la qualité de la représentation peut être évaluée numériquement par un critère similaire au pourcentage d'inertie de l'ACP, ou graphiquement au moyen d'un diagramme de Shepard : sur ce graphique, la distance $d_{ij} = d(x_i, x_j)$ entre les représentations de x_i et x_j déterminées par l'AFTD est représentée en fonction de la dissimilarité initiale δ_{ij} , pour chaque couple d'individus (x_i, x_j) .

1.3.1 Données Mutation dans le premier plan factoriel après AFTD

FIGURE 1.3 – Représentation euclidienne des données Mutation en deux dimensions par AFTD



Cette représentation a le mérite de nous permettre d'appréhender plus facilement le tableau de dissimilarités : on voit clairement que beaucoup des espèces sont proches les unes des autres. Certaines très proches. On voit aussi que trois d'entre elles sont particulièrement éloignées.

On pourrait former deux classes : la première regroupant l'ensemble des points proches, et la seconde les trois points éloignés. Ou bien trois, si on décide que l'espèce tout en haut à droite du graphique est trop loin pour être intégrée à une classe. Il est aussi tout à fait possible de subdiviser la première classe d'espèces proches les unes des autres en plusieurs classes plus petites.

1.3.2 Analyse de la qualité de la représentation par AFTD

Certaines des valeurs propres (inertie expliquée de la composante principale correspondante) sont négatives. Calculer le pourcentage d'inertie expliquée demande alors de faire un choix : transformer les valeurs propres négatives en leur inverse positif (valeur absolue) ou bien ne tenir compte que des valeurs propres positives. Nous avons ici effectué les calculs avec les deux possibilités afin de comparer les résultats (voir Tableau 1.1 et Tableau 1.2).

TABLE 1.1 – Inertie avec valeurs absolues

	Comp.1	Comp.2	Comp.3	Comp.4	Comp.5
Pourcentage d'inertie expliquée	52.71	16.01	10.94	6.72	4.78
Pourcentage cumulé d'inertie expliquée	52.71	68.72	79.67	86.38	91.16

TABLE 1.2 – Inertie avec valeurs positives seulement

	Comp.1	Comp.2	Comp.3	Comp.4	Comp.5
Pourcentage d'inertie expliquée	53.43	16.23	11.09	6.81	4.84
Pourcentage cumulé d'inertie expliquée	53.43	69.66	80.75	87.56	92.40

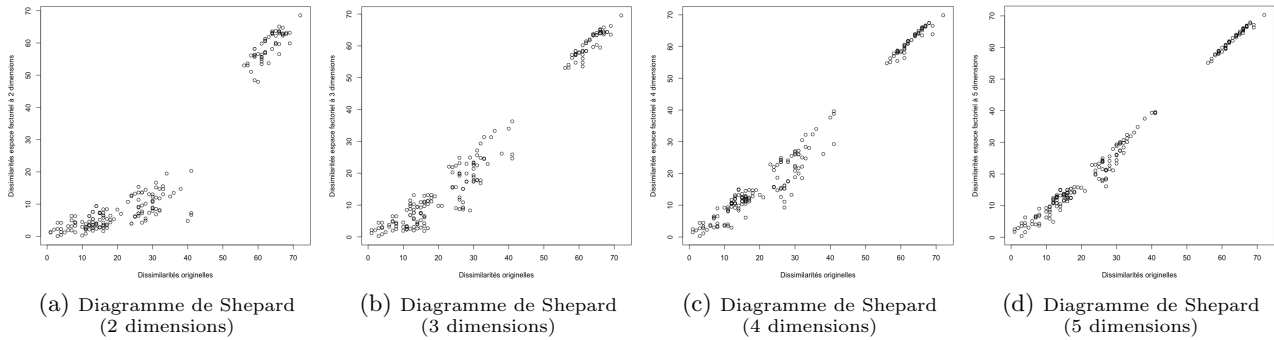
On remarque que les pourcentages d'inertie expliquée ne varient pas énormément entre les deux choix de calcul. Cela s'explique par la faible importance des valeurs propres négatives dans ce jeu de données.

Pour ce qui est de la qualité de la représentation, on voit très vite qu'avec simplement deux dimensions, on n'obtient qu'environ 69% d'inertie expliquée. C'est relativement peu pour une ACP, mais cela peut être

suffisant pour une représentation simple des données. Tenir compte de trois, quatre ou cinq dimensions nous permet à chaque fois de mieux représenter des données, avec respectivement 80%, 87% et 92% d'inertie cumulée.

On remarque aussi cette augmentation de qualité de représentation des données initiales lorsqu'on regarde les diagrammes de Shepard :

FIGURE 1.4 – Diagrammes de Shepard pour les dimensions 2 à 5



Plus le nombre de dimensions augmente, plus les valeurs des dissimilarités avant et après AFTD s'approchent de la droite $y = x$, c'est à dire une dissimilarité initiale égale à la distance entre les individus représentés dans l'espace euclidien à k dimensions défini par l'AFTD.