

Workshop



Plans d'expériences

10 -12 Septembre 2013

Hostellerie La Magnaneraie
VILLENEUVE LÈS AVIGNON

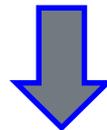
Visualisation de données par l'Analyse en Composantes Curvilignes

L'analyse de données

- L'accroissement du nombre de dimensions dans la collecte des données crée un réel besoin de **techniques de réduction de dimensionnalité**
- Ex : acquisition d'images, astronomie, génétique...



- **Nécessité de visualiser** ces données en grande dimension pour qu'elles soient **plus facilement interprétables**



Utilisation de techniques de réduction de dimensionnalité

Quelques méthodes de réduction de dimensionnalité

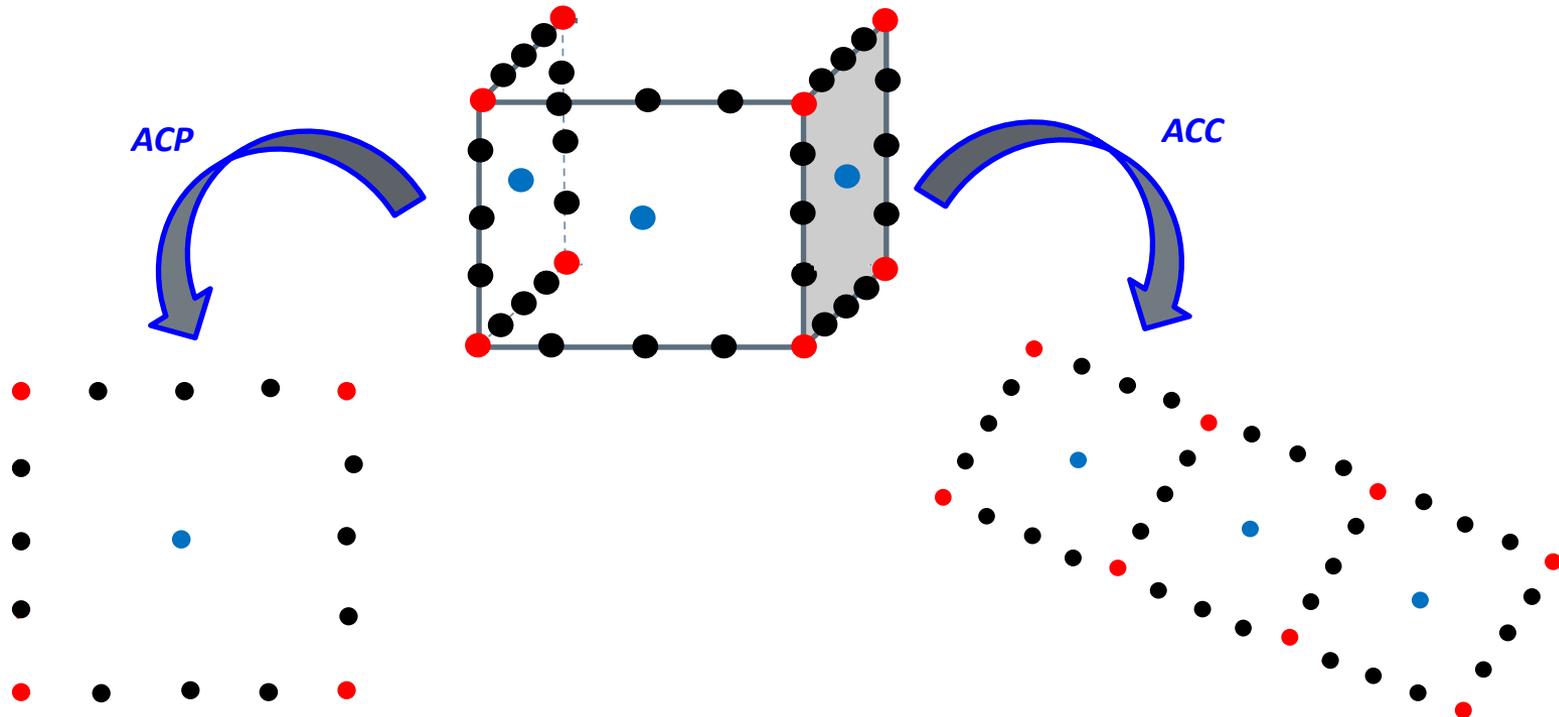


Visualisation de données en grande dimension

- ❑ **ACP** : Analyse en Composantes Principales
- ❑ **MDS** : MultiDimensional Scaling
- ❑ **Isomap**
- ❑ **Cartes de Sammon**
- ❑ **SOM** : cartes auto-organisatrices de Kohonen
- ❑ **ACC** : Analyse en Composantes Curvilignes
- ❑ **ADC** : Analyse en Distances Curvilignes

Comparaison ACP / ACC

- **ACP** = méthode la plus ancienne et la plus souvent utilisée
 - Limitation **ACP** : méthode exclusivement **linéaire**
- **ACC** :
 - Méthode **non linéaire**, proposée par Demartines en 1992*
 - Efficace dans le cadre du **déplie**ment de données

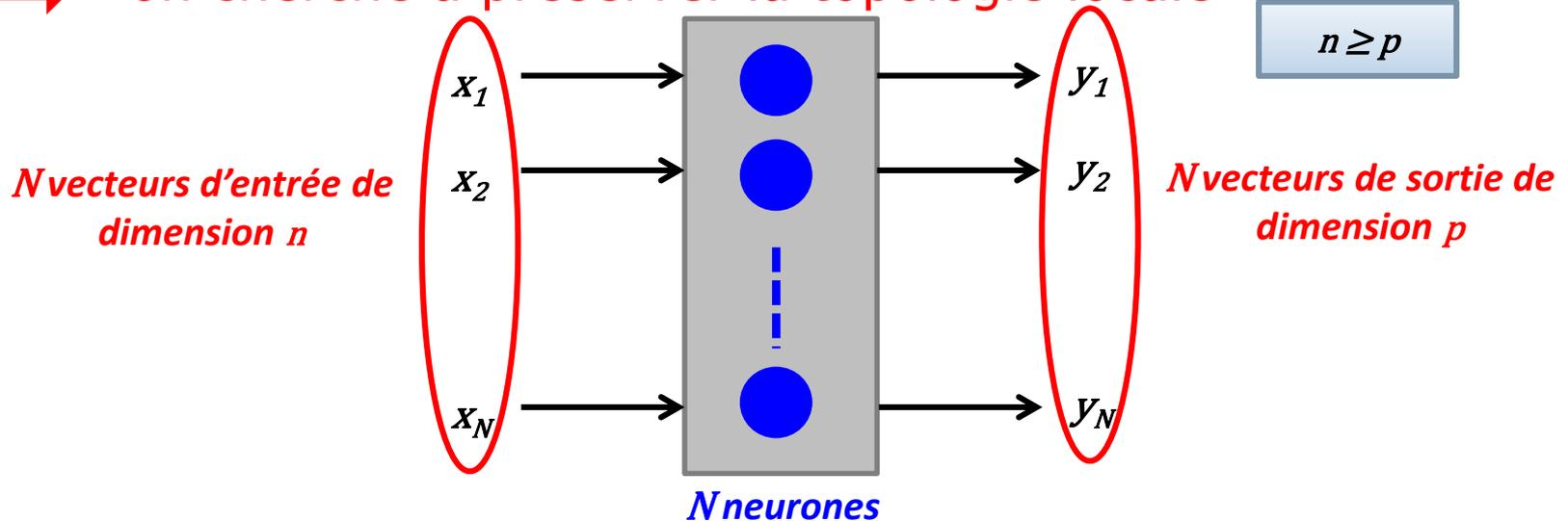


* P. Demartines, *Analyse de données par réseaux de neurones auto-organisés*, PhD Thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1992

ACC : Analyse en Composantes Curvilignes

- Reproduire la topologie de l'espace d'entrée $E = \mathbb{R}^n$ dans l'espace de sortie $F = \mathbb{R}^p$ dans lequel on souhaite projeter les points ($n \geq p$)

➔ on cherche à préserver la topologie locale



- Principe général : minimiser un critère caractérisant les différences de topologie entre l'espace initial et l'espace de projection

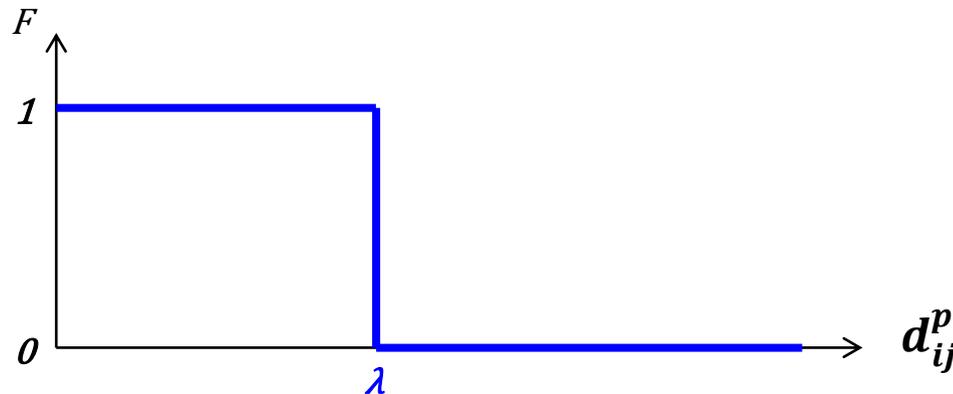
$$E_{ACC} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} (d_{ij}^n - d_{ij}^p)^2 F_\lambda(d_{ij}^p)$$

ACC : analyse en composantes curvilignes

- ❑ Critère à minimiser :

$$E_{ACC} = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} (d_{ij}^n - d_{ij}^p)^2 F_\lambda(d_{ij}^p)$$

- ❑ $F_\lambda(d_{ij}^p)$ est une fonction positive monotone et décroissante, qui favorise le respect local de la topologie



Exemples d'application de l'ACC :

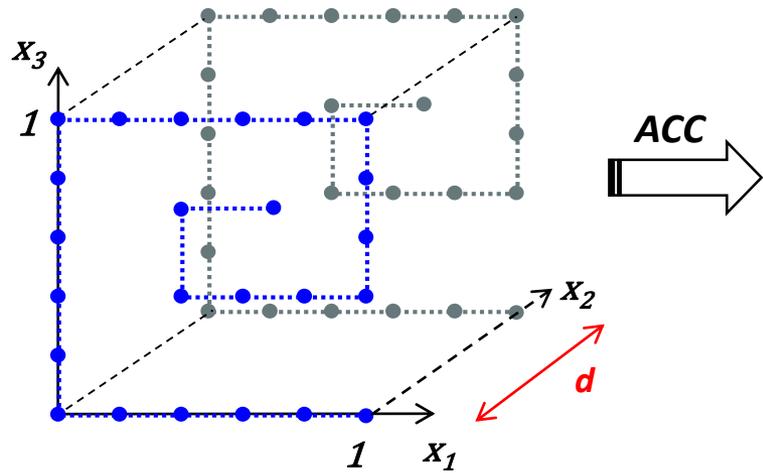
- ❑ Cas ***simulé***

- ❑ étude de spirales en trois dimensions

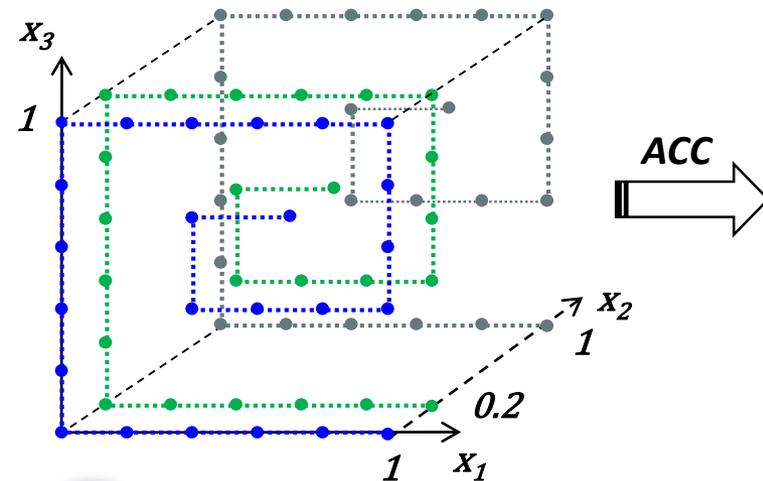
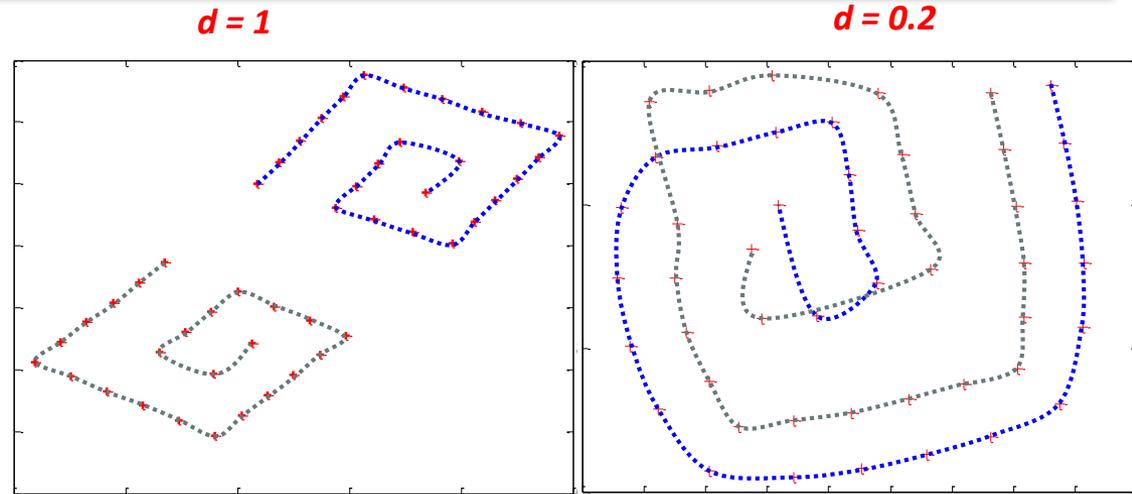
- ❑ Cas ***réel***

- ❑ étude de fromages par IR

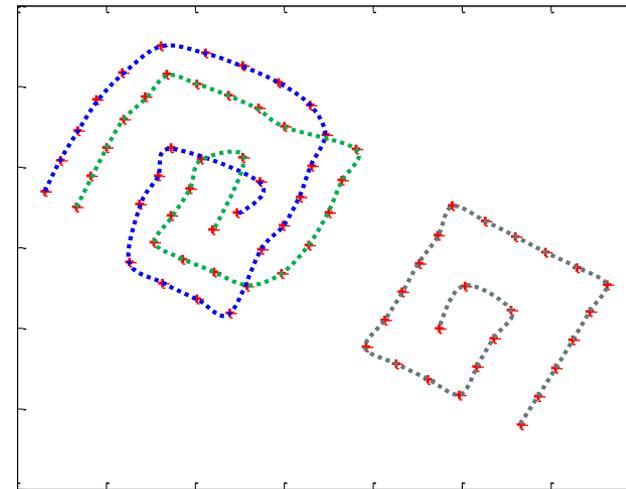
Application de l'ACC sur un cas *simulé* en faible dimension



ACC



ACC



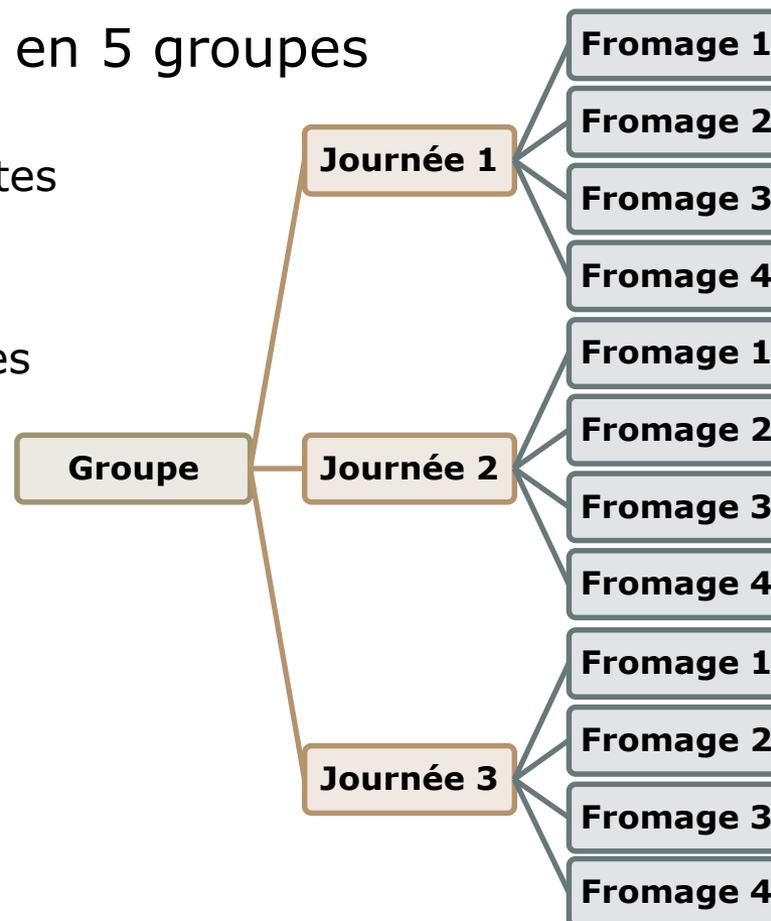
Application de l'ACC sur un cas réel

□ Présentation des données :

- Spectres IR de fromages mesurant 112 absorbances aux nombres d'onde correspondants de 1700.9 cm^{-1} à 1486.8 cm^{-1}

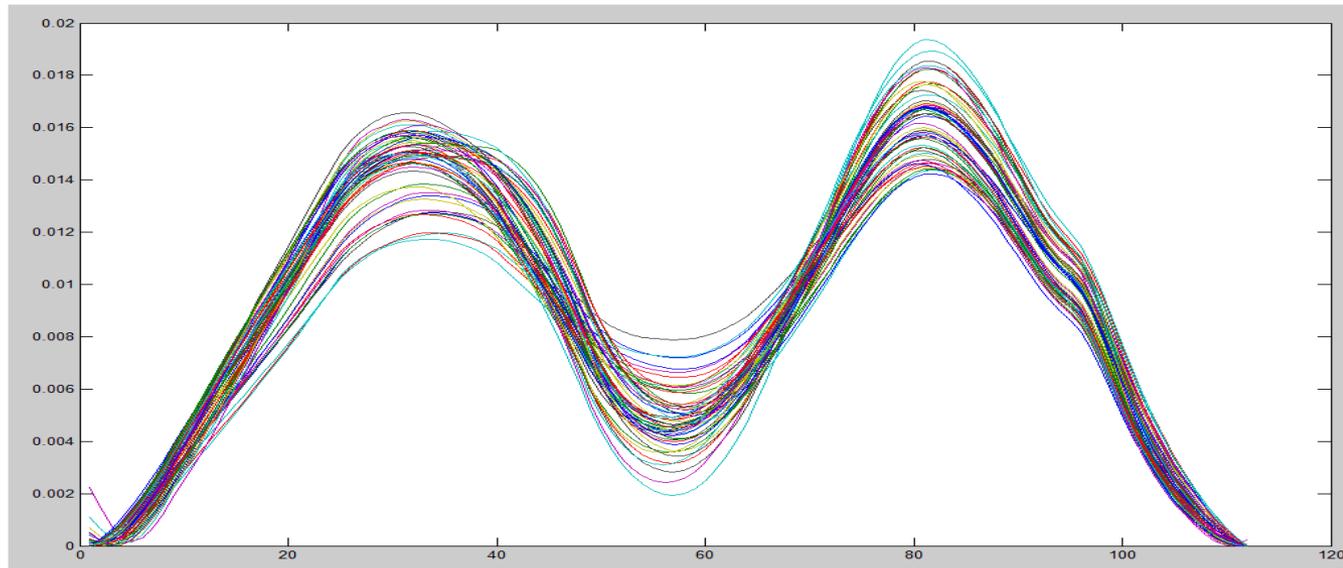
□ Etude de 60 fromages répartis en 5 groupes

- Groupe 1 = Pâtes pressées cuites
- Groupe 2 = Pâtes pressées mi-cuites
- Groupe 3 = Pâtes pressées
- Groupe 4 = Pâtes molles
- Groupe 5 = Pâtes molles stabilisées



Application de l'ACC sur un cas réel

- Spectres des 60 fromages obtenus à partir des données initiales

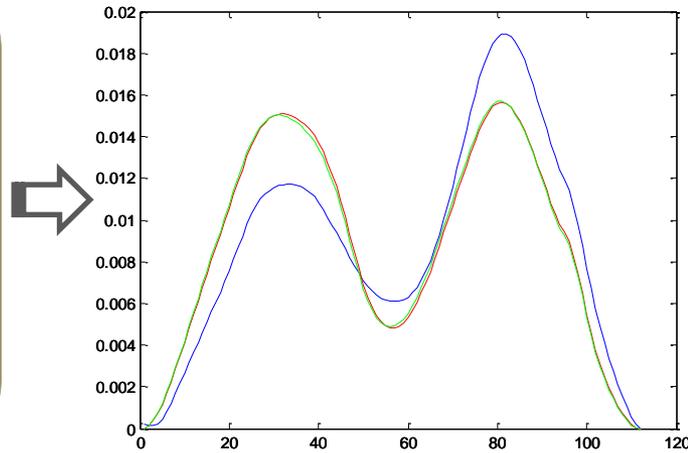
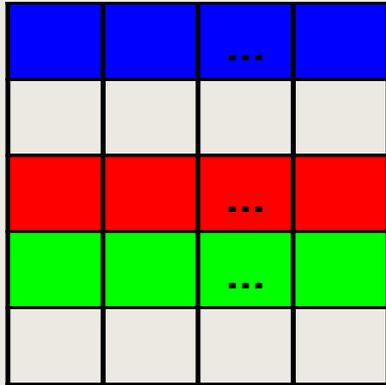


Application de l'ACC sur un cas réel

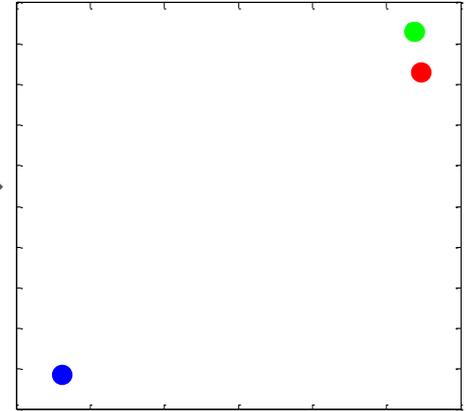
Spectres IR

112 nombres d'onde

60 fromages



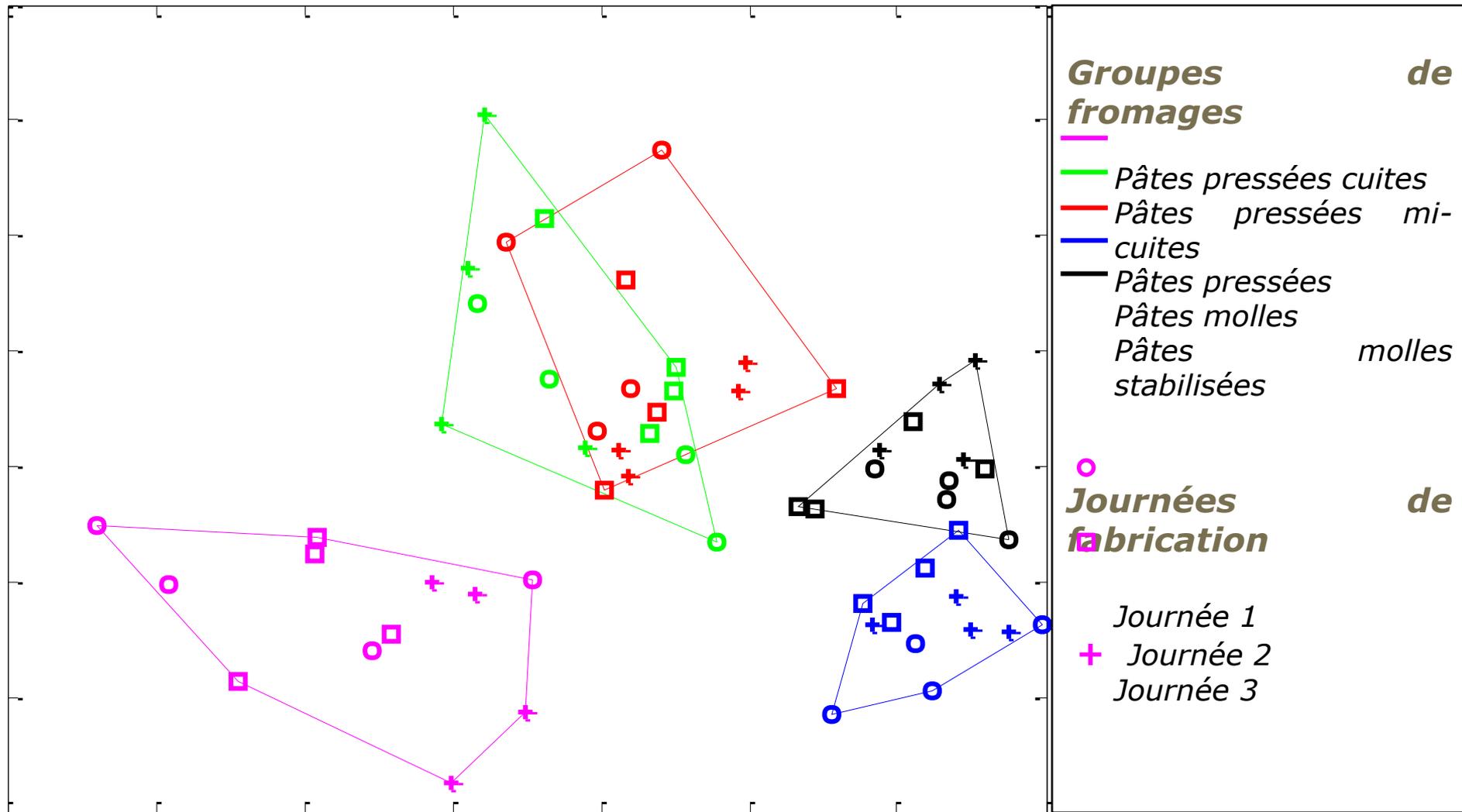
ACC



- L'ACC permet de visualiser dans un espace à deux dimensions, les spectres ayant des caractéristiques proches dans l'espace initial

Application de l'ACC sur un cas *réel*

ACC sur les 60 spectres



Conclusion

- ❑ ACC est une méthode de réduction de dimensionnalité par projection non linéaire
- ❑ ACC permet de conserver les points proches lors de la réduction de dimensionnalité d'un espace en grande dimension vers un espace en plus faible dimension, sans grande perte d'information locale