

# Séance 5: Analyse Factorielle Discriminante

Sébastien Gadat

Laboratoire de Statistique et Probabilités  
UMR 5583 CNRS-UPS

[www.lsp.ups-tlse.fr/gadat](http://www.lsp.ups-tlse.fr/gadat)

## Cinquième partie V

# Analyse Factorielle Discriminante

# Données - Objectifs

- **Prédire une variable qualitative à  $k$  modalités** en fonction de  $p$  prédicteurs
- $n$  observations réparties en  $k$  classes décrites par  $p$  variables explicatives
- **Objectif descriptif** : chercher les c.l. permettant de séparer au mieux les  $k$  catégories
- **Objectif décisionnel** : classer un nouvel individu en fonction des  $p$  valeurs des prédicteurs
- Applications : aide à la décision en médecine, prévision en météorologie, finance, ...

# Données et Notations

- $n$  individus  $e_i$  formant un nuage  $E \subset \mathbb{R}^p$ , pondérés par  $p_i$
- Partition  $E_1, \dots, E_k$  des individus pondérés par  $q_j$

$$q_j = \sum_{i \in E_j} p_i$$

- Centre de gravités  $g_1, \dots, g_k$
- Matrice de variances  $V_1, \dots, V_k$
- Matrice de poids des individus  $D$ .

# Relations basiques



$$g_j = \sum_{i \in E_j} \frac{p_i}{q_j} e_i \quad g = \sum_{j=1}^k q_j g_j \quad V_j = \sum_{i \in E_j} \frac{p_i}{q_j} (e_i - g_j)(e_i - g_j)'$$

- $B$  matrice de variance inter-classe,  $W$  matrice de variance intra-classe

$$B = \sum_{j=1}^k q_j (g_j - g)(g_j - g)' \quad \text{et} \quad W = \sum_{j=1}^k q_j V_j$$

- Formule de reconstitution :  $V = B + W$
- Dans la suite de l'étude, on supposera  $p_i = 1/n$

# Données et Notations

On suppose les données centrées. On écrit les données en :

$$\left( \begin{array}{cccc|c} 1 & 0 & \dots & 0 & \\ 0 & & & & \\ \vdots & & A & & X \\ 0 & 0 & & 1 & \end{array} \right)$$

$X$  matrice de taille  $n \times p$ ,  $A$  tableau logique associé à la variable qualitative.

Les  $k$  centres de gravité se lisent en ligne dans la matrice

$$G = (A'DA)^{-1}(A'DX)$$

La matrice des poids des sous-nuages est

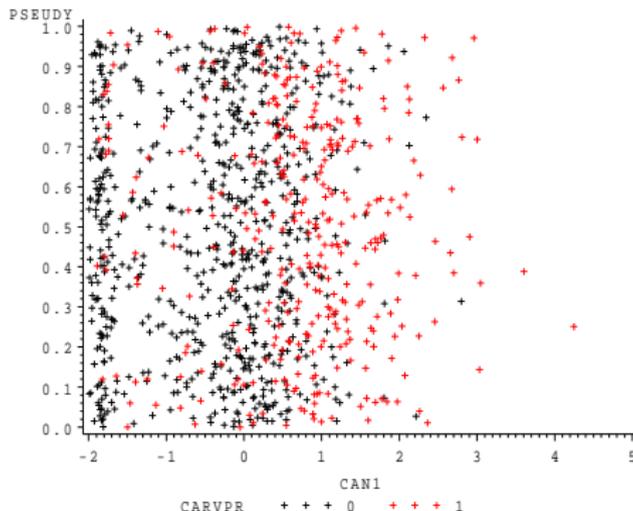
$$D_q = A'DA$$

La matrice de variance interclasse vaut

$$D = (X'DA)D_q^{-1}(A'DX)$$

# Analyse Factorielle Discriminante

L'AFD consiste à chercher des nouvelles variables discriminantes séparant au mieux les  $k$  groupes.



L'axe 1 ne fournit pas une très bonne séparation. L'axe 2 n'est pas du tout discriminant.

# Modèle Analyse Factorielle Discriminante

- Idée : si  $a$  désigne un axe de projection, les  $k$  centres de gravité doivent être **le plus séparés possible** alors que **l'inertie de chaque nuage projeté issu de  $E_k$  doit être la plus faible possible**.
- Propriété équivalente : le nuage des projections des  $g_i$  doit avoir une inertie maximale et les inerties intra doivent être faible. (Pourquoi ?)
- L'inertie du nuage projeté sur  $a$  vaut

$$I_{inter,proj}(a) = a'MBMa$$

- L'inertie intra projetée sur  $a$  vaut

$$\forall j \in \{1, \dots, k\} \quad I_{intra,proj}^j(a) = a'MV_jMa$$

- Critère à maximiser :

$$C(a) = \frac{a'MBMa}{a'MVMa}$$

# Résolution du modèle

- Maximum réalisé pour  $a$  vecteur propre de  $(MVM)^{-1}MBM$
- On cherche la plus grande valeur propre  $\lambda_1$  de :

$$M^{-1}V^{-1}BMa = \lambda_1 a$$

- Facteur discriminant  $u = Ma$

$$V^{-1}Bu = \lambda_1 u$$

- $0 \leq \lambda_1 \leq 1$
- $\lambda_1 = 1$  correspond à une dispersion intra-classe nulle pour les projections sur  $a$ . Il y a discrimination parfaite si les centres de gravités se projettent en des points différents.
- $\lambda_1 = 0$  correspond au cas où le meilleur axe ne sépare pas les centres de gravités : nuages concentriques et aucune séparation linéaire possible.
- $\lambda$  est une mesure pessimiste du pouvoir de discrimination d'un axe
- Le nombre de valeurs propres non nulles est égal à  $k - 1$  lorsque  $n > p > k$

# Représentation graphique et interprétations

- Représentation simultanée des individus et barycentres des classes
- Appréciation visuelle de la discrimination
- Un cosinus au carré permet de préciser la qualité de représentation d'un individu
- Projection des variables sur les axes : utilité pour interpréter les axes en fonction des variables initiales
- Si les groupes sont bien discriminés, on peut faire une bonne interprétation des axes *via l'AFD*
- *Sinon, l'AFD est inutile*

# Exemple

Les données décrivent trois classes d'insectes sur lesquels ont été réalisées 6 mesures anatomiques. On cherche à savoir si ces mesures permettent de retrouver la typologie de ces insectes. Ce jeu de données "scolaire" conduit à une bien meilleure discrimination que ce que l'on peut obtenir dans une situation concrète.

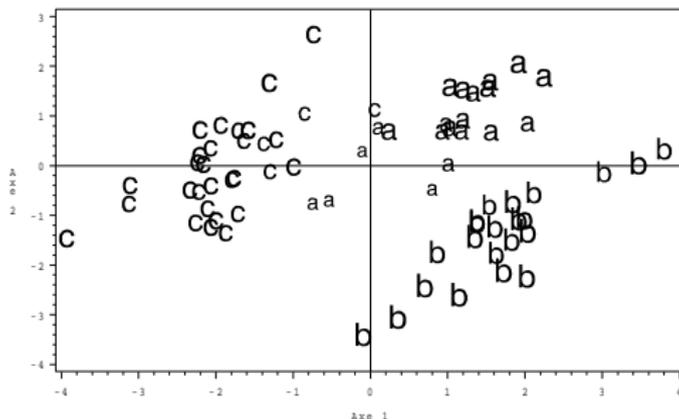


FIG.: Insectes : premier plan factoriel de l'ACP.

# Exemple

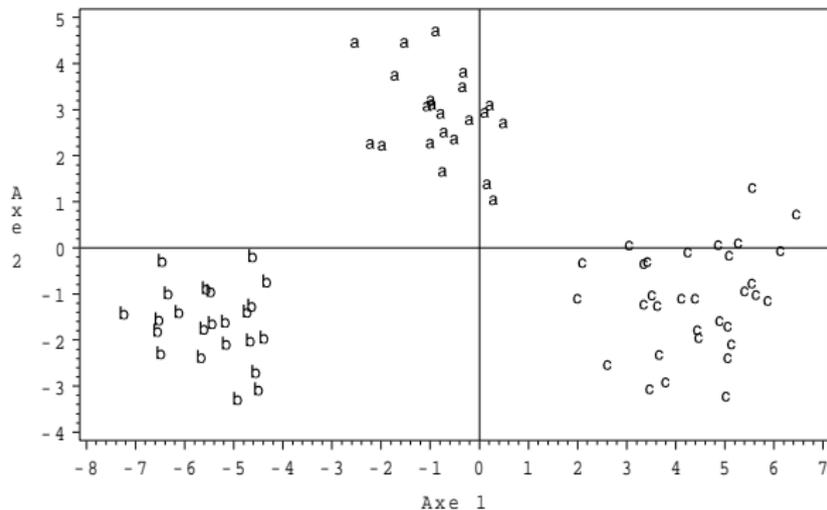


FIG.: Insectes : premier plan factoriel de l'AFD.