Analyse Multivariée du Dataset UCI Mushroom

ACM, Clustering et Analyse Discriminante

[Nom Personne A] [Nom Personne B] [Nom Personne C]

Janvier 2026

Université [Nom] - Master [Spécialité]

Abstract

Ce rapport présente une analyse du dataset UCI Mushroom (8 124 champignons, 23 variables qualitatives) pour discriminer champignons comestibles et vénéneux. Nous appliquons une démarche structurée : Analyse des Correspondances Multiples (ACM), clustering sur composantes factorielles, et analyse discriminante. L'ACM révèle que les caractéristiques d'odeur et de surface constituent les axes principaux de variation (31,3% d'inertie cumulée sur 5 axes).

Mots-clés : ACM, Classification non supervisée, Analyse discriminante, Données qualitatives

Contents

1 Introduction

Le dataset UCI Mushroom regroupe 8 124 champignons décrits par 23 variables morphologiques qualitatives (forme du chapeau, odeur, couleur des lamelles, etc.). L'objectif est d'identifier les profils-types et les caractéristiques discriminantes pour la comestibilité.

1.1 Démarche analytique

Nous appliquons une méthodologie articulée en trois étapes :

1. **ACM** : Réduction de dimensionnalité (23 variables $\rightarrow$ 5 axes factoriels, 31,3% d'inertie)
2. **Clustering** : Segmentation non supervisée sur composantes (CAH, K-means)
3. **Analyse discriminante** : Modélisation prédictive edible/poisonous sur facteurs ACM

Cette approche permet de combiner exploration et prédiction tout en valorisant la nature qualitative des données.

2 Données et préparation

2.1 Description du dataset

Source : UCI Machine Learning Repository (*Audubon Society Field Guide*, 1981)

Dimensions : $n = 8\,124$ champignons, $p = 23$ variables qualitatives, $K = 111$ modalités totales

Variable cible : `class` $\in$ {e (edible), p (poisonous)}, distribution équilibrée (51,8% vs. 48,2%)

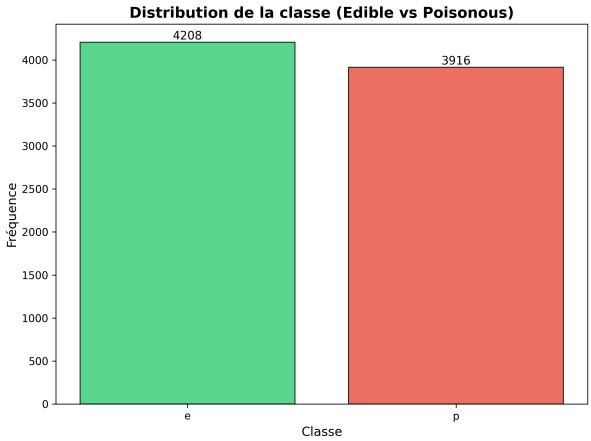


Figure 1: Distribution de la classe

2.2 Preprocessing

Valeurs manquantes : La variable `stalk-root` contient 2 480 valeurs "?" (30,5%). Stratégie : imputation modale (modalité "b" = bulbous). Justification : préserve la distribution, évite la perte de 30% des données, compatible ACM.

2.3 Statistiques descriptives

Le Tableau 1 présente les 6 variables clés.

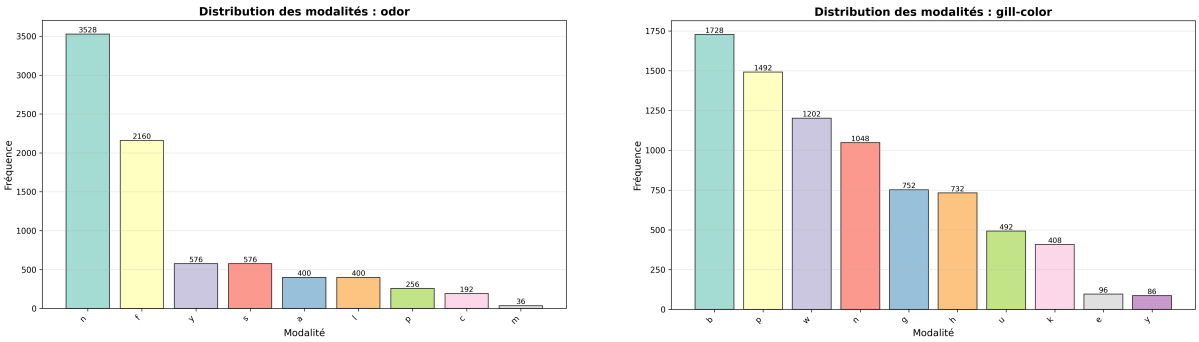
Table 1: Variables principales (top 6)

Variable	N_{mod}	**Top modalité**	**Freq. (%)**
class	2	e (edible)	51,8
odor	9	n (none)	43,4
gill-color	12	b (buff)	21,3
spore-print-color	9	w (white)	29,4
cap-color	10	n (brown)	28,1
gill-attachment	2	f (free)	97,4

Analyse bivariée odeur × classe (Tableau 2) : association quasi-parfaite. Les odeurs agréables (almond, anise) sont 100% comestibles ; les odeurs fétides (foul, pungent) sont 100% vénéneuses. Variable hautement discriminante.

Table 2: Tableau croisé odeur × classe (extrait)

Odeur	**Comestible**	**Vénéneux**	**Total**
none (n)	3 408	120	3 528
foul (f)	**0**	**2 160**	**2 160**
almond (a)	**400**	**0**	**400**
anise (l)	**400**	**0**	**400**
pungent (p)	0	256	256



(a) Odeur (b) Couleur lamelles

Figure 2: Distributions des modalités clés

3 Analyse des Correspondances Multiples (ACM)

3.1 Méthodologie

L'ACM transforme les 22 variables descriptives (111 modalités) en axes factoriels orthogonaux via le Tableau Disjonctif Complet (TDC). Inertie totale : $I_{tot} \approx 4.27$.

3.2 Choix du nombre d'axes

Nous conservons **k = 5 axes** (31,3% d'inertie cumulée). Justification : coude visible après l'axe 5 (Fig. 3), compromis interprétabilité/information.

Table 3: Valeurs propres et inerties

Axe	λ	Inertie (%)	Cumul (%)
Dim1	0,324	7,59	7,59
Dim2	0,295	6,91	14,49
Dim3	0,271	6,33	20,83
Dim4	0,243	5,68	26,51
Dim5	0,203	4,76	**31,27**

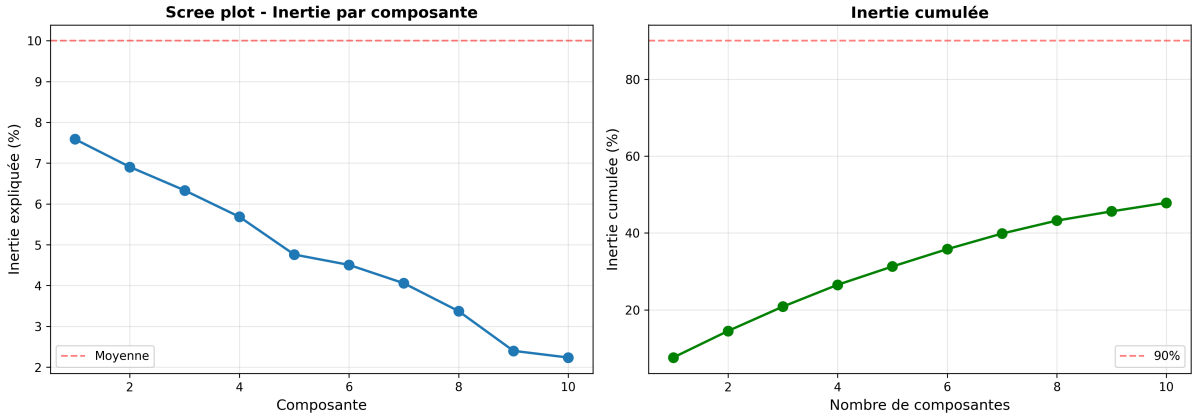


Figure 3: Scree plot et inertie cumulée

3.3 Interprétation des axes factoriels

3.3.1 Axe 1 (7,59%) : "Surface et Odeur"

Top contributions (Table 4) : `ring-type__l` (anneau large, 6,68%), `stalk-surface-*__k` (surface soyeuse, 6,4%), `odor__f` (odeur fétide, 5,49%).

Table 4: Top 5 contributions axe 1

Modalité	**Coord.**	**Contrib. (%)**
ring-type__l (large)	+1,73	6,68
stalk-surface-below-ring__k	+1,27	6,41
odor__f (foul)	+1,21	5,49
ring-type__p (pendant)	-0,67	3,05
odor__n (no odor)	-0,62	2,36

Interprétation : Axe oppose champignons à texture lisse + odeur forte (pôle +, majoritairement vénéneux) vs. champignons sans odeur + anneau pendant (pôle -, neutres). Pouvoir discriminant fort.

3.3.2 Axe 2 (6,91%) : "Modalités rares"

Top contributions : `gill-attachment__a` (8,7%, effectif 3%), `stalk-color-*__o` (7,2%, effectif <1%).

Interprétation : Effet de taille (modalités rares éloignées du barycentre). Oppose champignons atypiques vs. "moyens". Moins discriminant pour la classe, utile pour identifier sous-groupes.

3.4 Visualisations

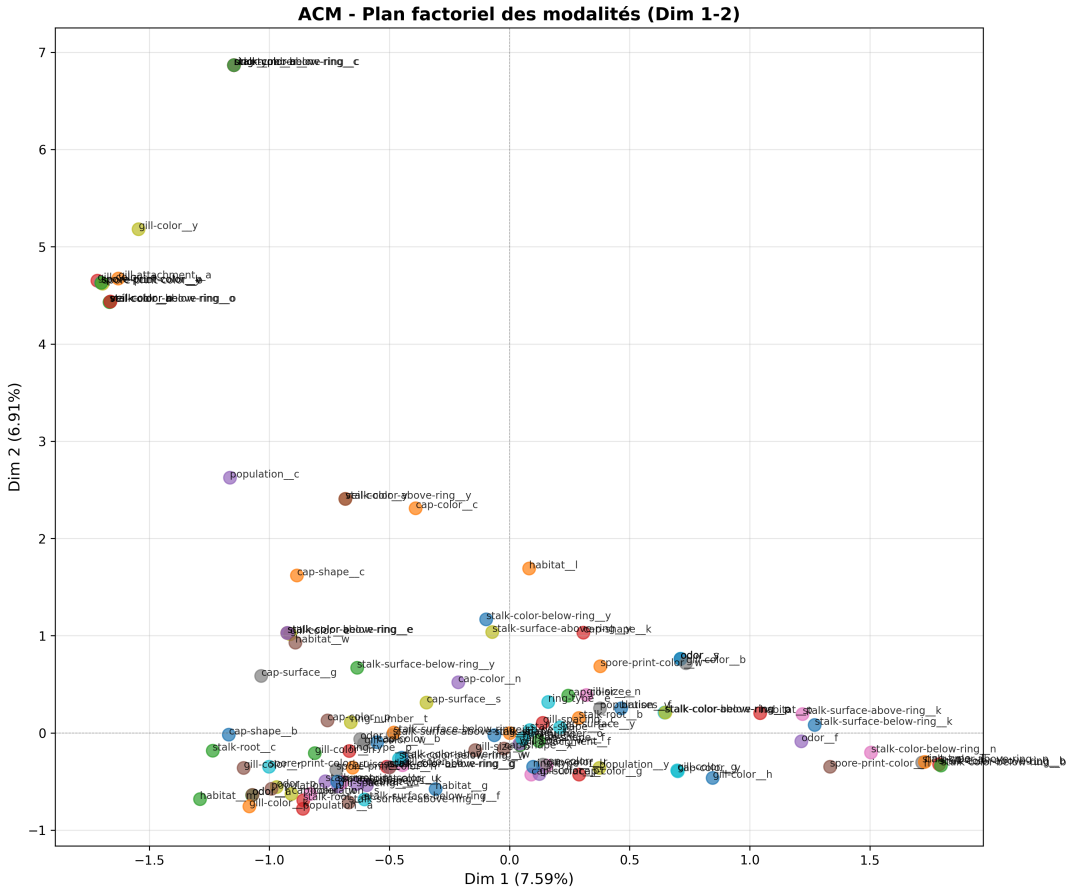


Figure 4: Plan factoriel des modalités (axes 1-2)

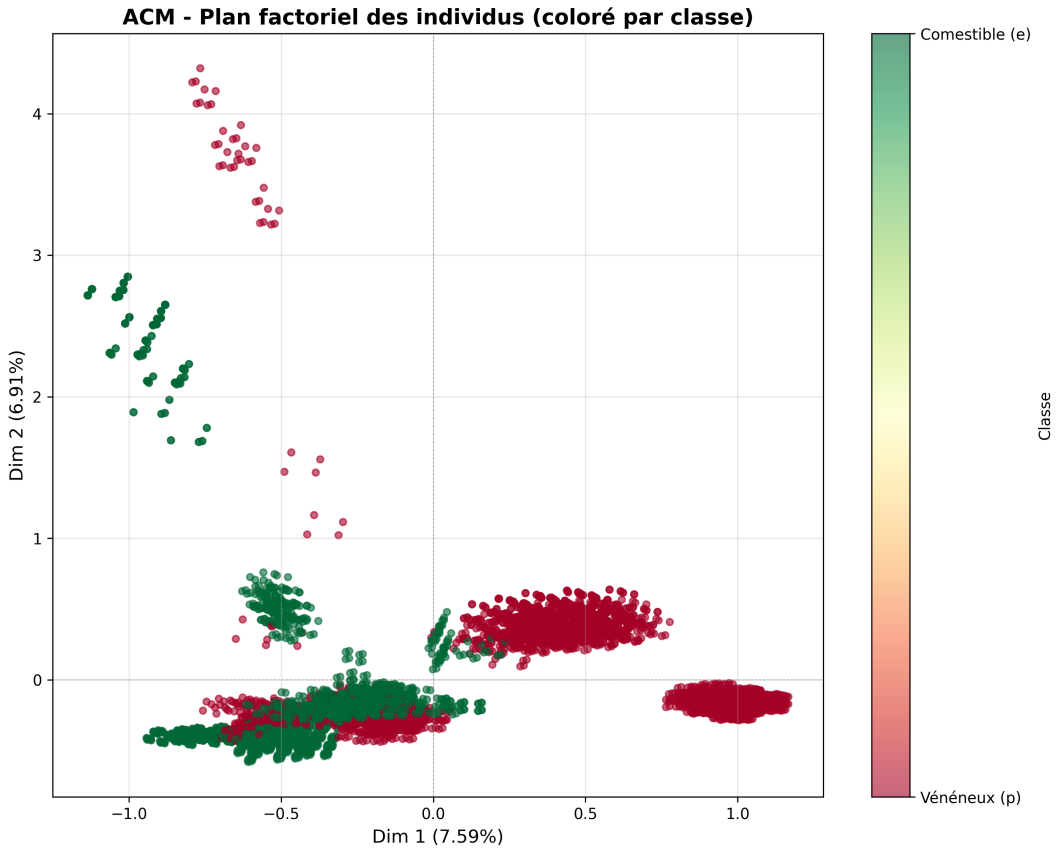


Figure 5: Plan factoriel des individus (axes 1-2), colorés par classe

Observation (Fig. 5) : Séparation partielle edible/poisonous sur l'axe 1, nuages se chevauchent. Les 5 axes (31,3% inertie) amélioreront la discrimination (sections 4-5).

3.5 Export

Fichiers générés : `mca_coords.csv` (8 124 × 10 coordonnées), `mca_eigenvalues.csv`, figures. Recommandation : utiliser k=5 axes pour clustering et analyse discriminante.

4 Clustering sur composantes ACM

[Section rédigée par Personne B]

4.1 Méthode

CAH et K-means sur coordonnées factorielles (k=5 axes).

4.2 Résultats

[Choix nombre de clusters, dendrogramme, profils]

5 Analyse discriminante

[Section rédigée par Personne B]

5.1 Modèle

LDA sur composantes ACM.

5.2 Performance

[Matrice de confusion, taux de succès, validation croisée]

6 Conclusion

L'ACM a révélé que les caractéristiques de surface et d'odeur constituent les axes principaux de variation (31,3% d'inertie sur 5 axes). La variable `odor` présente une association quasi-parfaite avec la classe edible/poisonous, confirmée par l'axe 1. *[À compléter avec résultats clustering et discriminante].*

Limites : Inertie expliquée modérée (typique ACM), certaines modalités rares génèrent des effets de taille.

Perspectives : Comparer avec Random Forest, tester sur autres datasets mycologiques.

References

[1] Dua, D. and Graff, C. (2019). *UCI Machine Learning Repository*. http://archive.ics.uci.edu/ml

[2] Lincoff, G. H. (1981). *The Audubon Society Field Guide to North American Mushrooms*. Alfred A. Knopf.

[3] Lebart, L., Morineau, A., et Piron, M. (2006). *Statistique exploratoire multidimensionnelle*. Dunod.

[4] Pagès, J. (2014). *Multiple Factor Analysis by Example Using R*. Chapman & Hall/CRC.