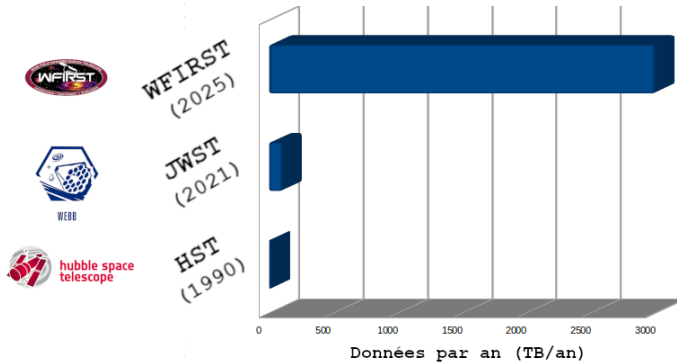


# Fonctionnelles de Minkowski appliquées à la classification des galaxies

Julien Barrès, Sofiane Aïssani, Gabriel Aillet, Raphaël Seegmuller  
Encadrant : Carlo Schimd

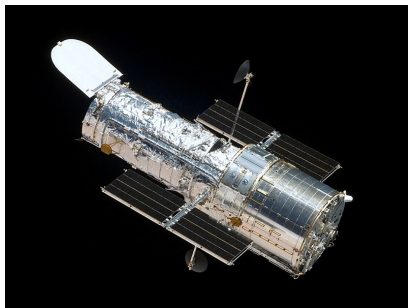
# Introduction



Source : Space Telescope Science Institute (STScI)

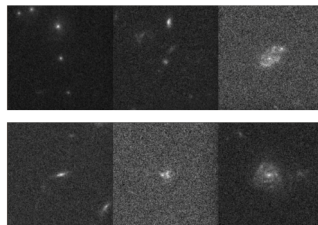
Problématique : Les fonctionnelles de Minkowski peuvent-elles permettre une nouvelle classification des galaxies ?

# Jeux de données



Télescope spatial Hubble, mission STS-125  
(Koekemoer et al. 2007, Massey et al. 2010)

- *Advanced Camera for Surveys* (ACS)
- Redshift :  $0,05 < z < 1$
- 804 images sélectionnées (sur 72000)



(Laigle et al. 2016)

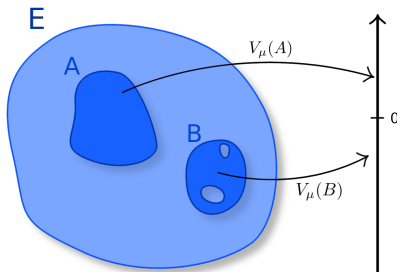
# Plan

- 1 Fonctionnelles de Minkowski
  - Définition et propriétés
  - Calcul des MF
- 2 PCA et *k*-means *clustering*
  - Analyse en composantes principales
  - *k*-means *clustering*
- 3 Analyse des résultats
- 4 Étude de l'impact du bruit numérique
- 5 Conclusion et perspectives

# Fonctionnelles de Minkowski : définition

Théorème (Hadwiger, 1957)

[1] Dans un espace métrique  $(E, \delta)$  de dimension  $d$ , il existe  $d + 1$  Fonctionnelles de Minkowski (MF) appelées  $V_0, \dots, V_d \dots$



# Fonctionnelles de Minkowski : propriétés

## Théorème (Hadwiger, 1957)

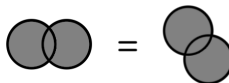
*[2] ... qui vérifient les trois propriétés listées ci-dessous.*

Additivité



$$\forall A, B, \quad \forall \mu, \quad V_\mu(A \cup B) = V_\mu(A) + V_\mu(B) - V_\mu(A \cap B)$$

Invariance par  
rotation et translation



$$\forall A, \quad \forall g \in \mathcal{G}, \quad \forall \mu, \quad V_\mu(g(A)) = V_\mu(A)$$

Continuité



$$\forall (A_n)_{n \in \mathbb{N}}, \quad \forall \mu, \quad \lim_{n \rightarrow \infty} A_n = A \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} V_\mu(A_n) = V_\mu(A)$$

# Fonctionnelles de Minkowski : intérêt

## Théorème (Hadwiger, 1957)

*[3] Toute fonctionnelle  $\mathcal{F}$  vérifiant les trois propriétés précédentes est une combinaison linéaire des fonctionnelles de Minkowski :*

$$\exists \lambda_0, \dots, \lambda_d \in \mathbb{R}, \quad \mathcal{F} = \sum_{\mu=0}^d \lambda_{\mu} V_{\mu}$$

# Fonctionnelles de Minkowski : intérêt

## Théorème (Hadwiger, 1957)

*[3] Toute fonctionnelle  $\mathcal{F}$  vérifiant les trois propriétés précédentes est une combinaison linéaire des fonctionnelles de Minkowski :*

$$\exists \lambda_0, \dots, \lambda_d \in \mathbb{R}, \quad \mathcal{F} = \sum_{\mu=0}^d \lambda_{\mu} V_{\mu}$$

⇒ Les fonctionnelles de Minkowski apportent une caractérisation complète de la géométrie et la topologie des ensembles.



# Fonctionnelles de Minkowski en 2D

Grandeurs géométriques :

- Aire, notée  $F$  ou  $V_0$

$$F = V_0(A) = \frac{1}{4\pi} \int_A d\Omega$$

- Périmètre, noté  $U$  ou  $V_1$

$$U = V_1(A) = \frac{1}{16\pi} \int_{\partial A} dl$$

Grandeur topologique :

- Caractéristique d'Euler, notée  $\chi$   
ou  $V_2$

$$\chi = V_2(A) = \frac{1}{8\pi^2} \int_{\partial A} \kappa dl = N_{\text{régions connexes}} - N_{\text{trous}}$$

# Fonctionnelles de Minkowski en 2D

Grandeurs géométriques :

- Aire, notée  $F$  ou  $V_0$

$$F = V_0(A) = \frac{1}{4\pi} \int_A d\Omega$$

- Périmètre, noté  $U$  ou  $V_1$

$$U = V_1(A) = \frac{1}{16\pi} \int_{\partial A} dl$$

Grandeur topologique :

- Caractéristique d'Euler, notée  $\chi$  ou  $V_2$

$$\chi = V_2(A) = \frac{1}{8\pi^2} \int_{\partial A} \kappa dl = N_{\text{régions connexes}} - N_{\text{trous}}$$



$$\chi = 2 - 3 = -1$$

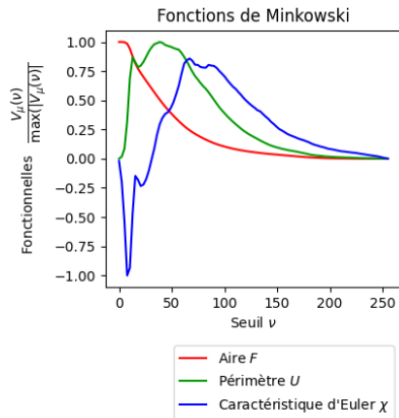
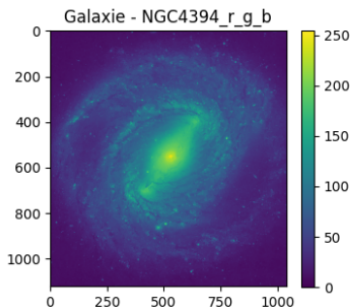
# Fonctionnelles de Minkowski en 2D

$$\Sigma_\nu := \{(i, j) \in \mathbb{R}^2 : f(i, j) > \nu\}$$

où  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  représente l'intensité lumineuse d'un pixel et  $\nu$  la valeur du seuil d'intensité.



# Fonctionnelles de Minkowski en 2D : exemple



module python : `minkfncts2d`  
[github.com/moutazhaq/minkfncts2d](https://github.com/moutazhaq/minkfncts2d)  
 (Mantz, Jacobs et Mecke 2008)

# Analyse en composantes principales : principe

## Données :

- $n = 804$  “individus” : les images
- $p = 300$  variables  
 $X_1, \dots, X_{300}$  : leurs  
fonctionnelles de Minkowski

## Matrice de données : $D$

$$\begin{pmatrix} X_{1,1} & \dots & \dots & X_{1,300} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{804,1} & \dots & \dots & X_{804,300} \end{pmatrix}$$

Réduction :  $D \rightarrow \hat{D}$

Matrice de corrélation :

$$R = \frac{1}{n-1} \hat{D}^t \hat{D}$$

$R$  non diagonale

$\Leftrightarrow$  les variables sont corrélées.

# Analyse en composantes principales : méthode

Diagonalisation de  $R$  :

$$\Delta = {}^t P R P$$

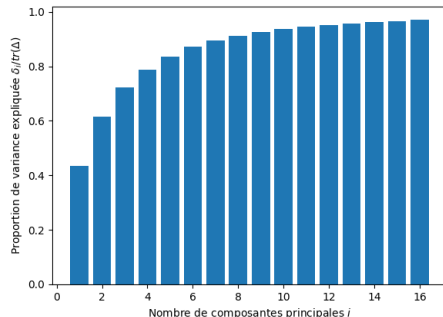
$$P \in O_p(\mathbb{R}), \quad \Delta \text{ diagonale}$$

Matrice  $\Delta$

$$\begin{pmatrix} \delta_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & \delta_{300} \end{pmatrix}$$

$$\delta_1 \geq \dots \geq \delta_{300}$$

$$\text{Tr } R = \text{Tr } \Delta$$

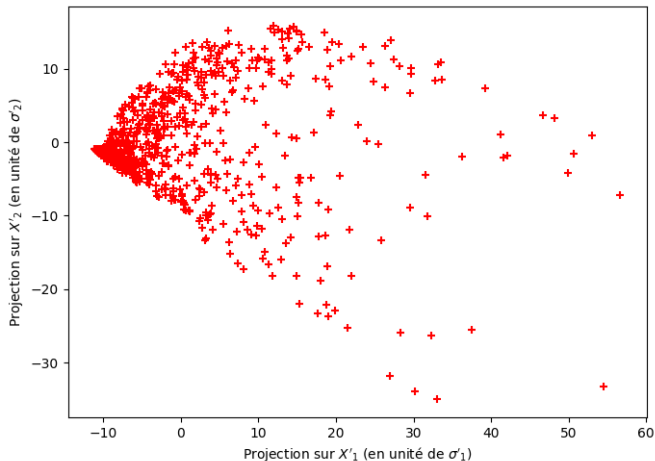


Projection sur 8 variables :

$$\mathbb{R}^{300} \longrightarrow \mathbb{R}^8$$

Plus de 90% de la variance condensée dans 8 variables

# Analyse en composantes principales : résultat



# Algorithme *k*-means clustering



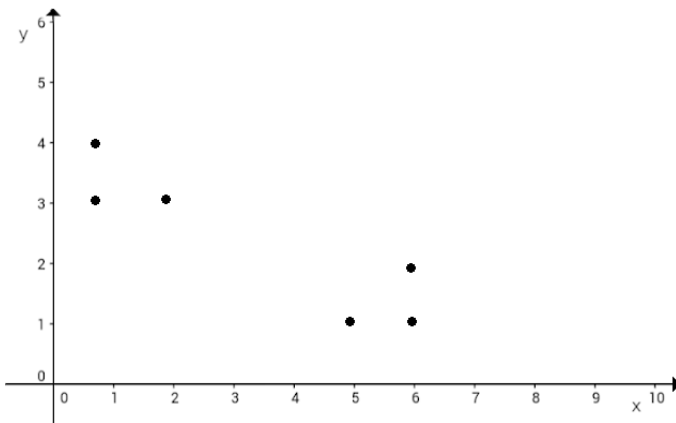
# Algorithme *k*-means clustering

On définit  $\mu_k$  le centroïde du groupe  $k$

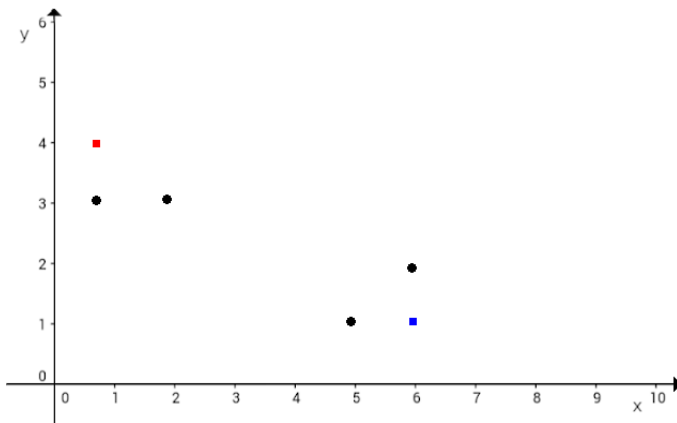
Et l'inertie comme :

$$\sum_{i=1}^m ||x^{(i)} - \mu_c^{(i)}||^2$$

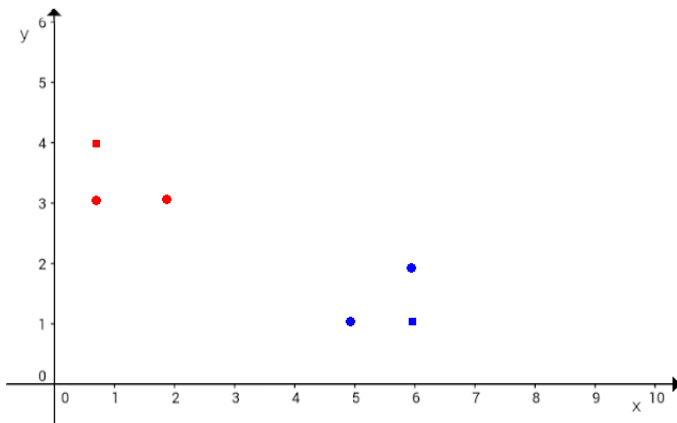
# Algorithme *k*-means clustering



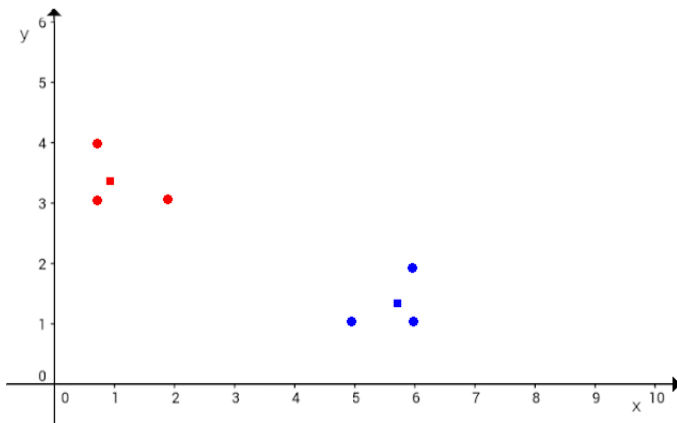
# Algorithme *k*-means clustering



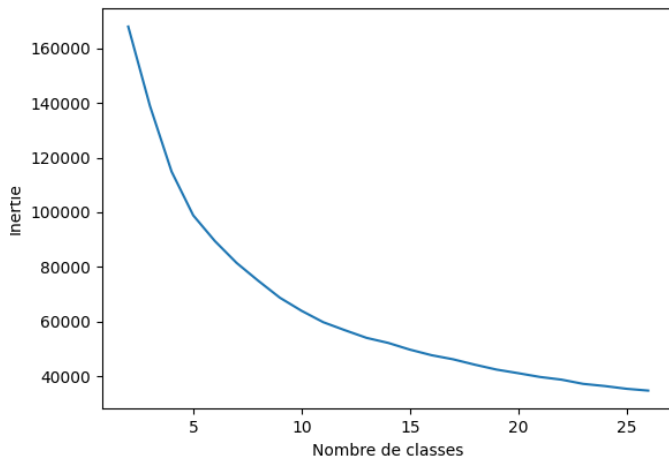
# Algorithme *k*-means clustering

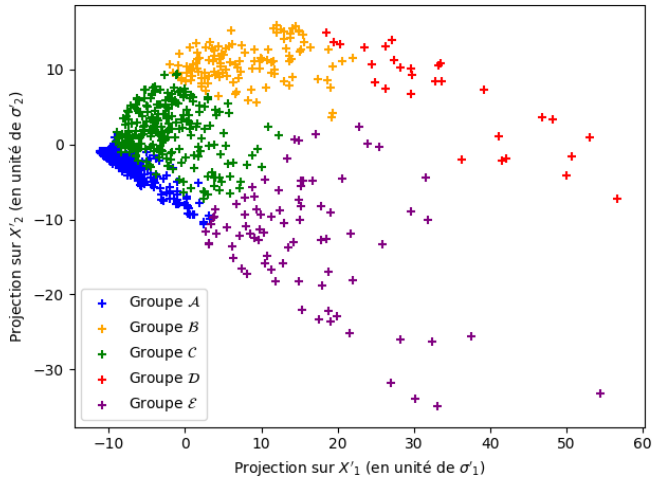


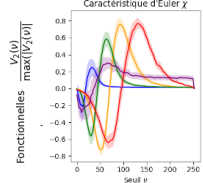
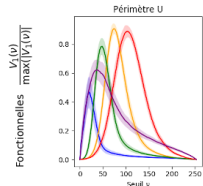
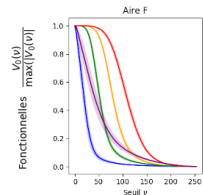
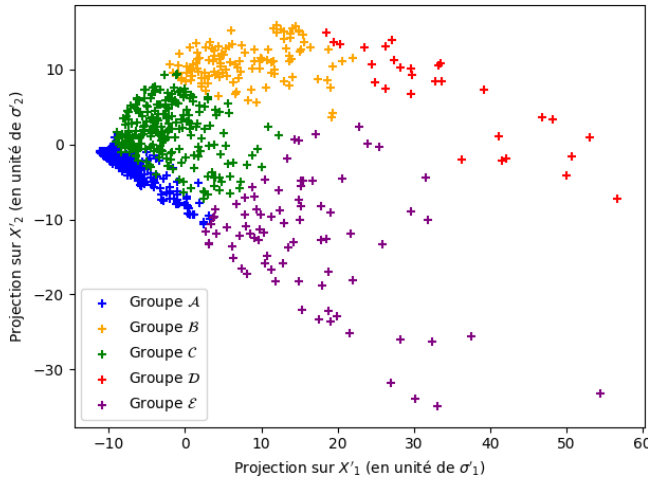
# Algorithme *k*-means clustering














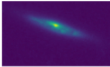





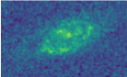


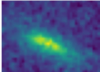
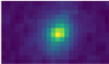


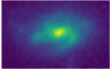
# Algorithme *k*-means clustering





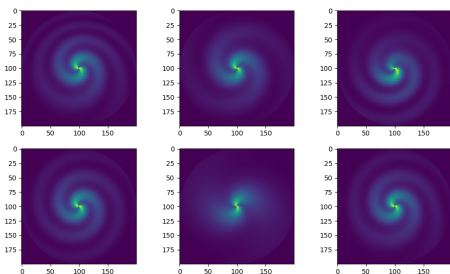




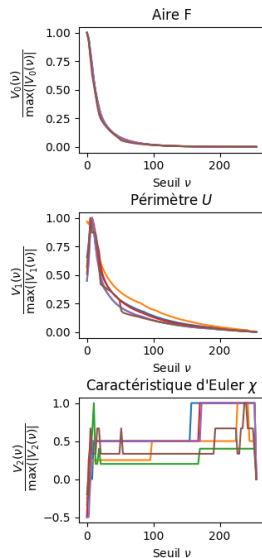
<b>Groupe A</b>					
<b>Groupe B</b>					
<b>Groupe C</b>					
<b>Groupe D</b>					
<b>Groupe E</b>					

# Étude de l'impact du bruit numérique

# Images de simulations



Crédit : K. Kraljic (Institute for Astronomy, University of Edinburgh, Royal Observatory Edinburgh)



# Simulation de bruits

Sources diverses :

- Erreur de transmission de données
- Défauts de matériel
- Chaleur (bruit thermique)
- Signaux externes (rayons cosmiques, satellites)

# Simulation de bruits

Sources diverses :

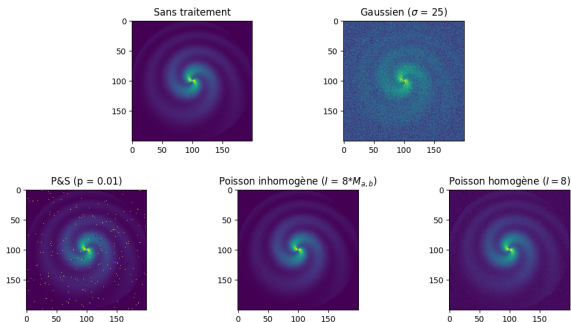
- Erreur de transmission de données
- Défauts de matériel
- Chaleur (bruit thermique)
- Signaux externes (rayons cosmiques, satellites)

Loi gaussienne

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\mathbf{x}}{\sigma}\right)^2}$$

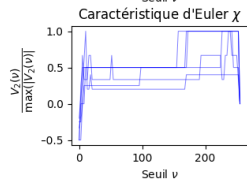
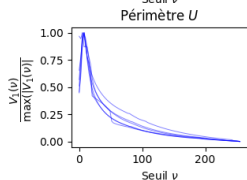
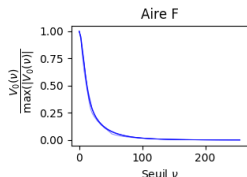
Loi de Poisson

$$p(k) = P(X = k) = \frac{I^k}{k!} e^{-I}$$



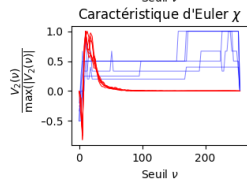
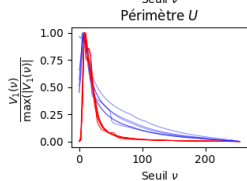
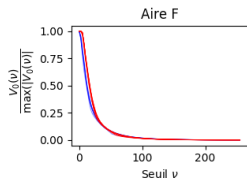
# Perte d'information drastique

Bruit de poisson homogène



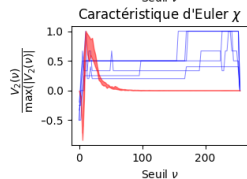
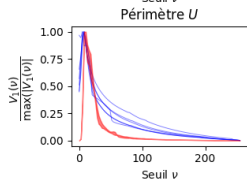
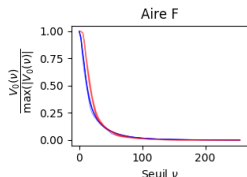
# Perte d'information drastique

## Bruit de poisson homogène



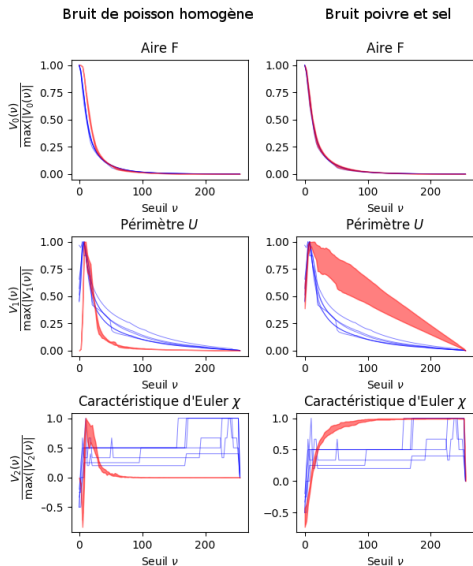
# Perte d'information drastique

## Bruit de poisson homogène

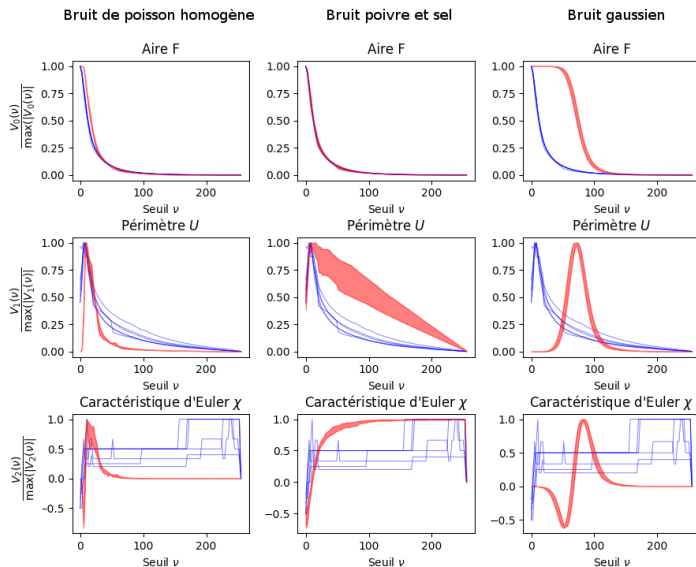




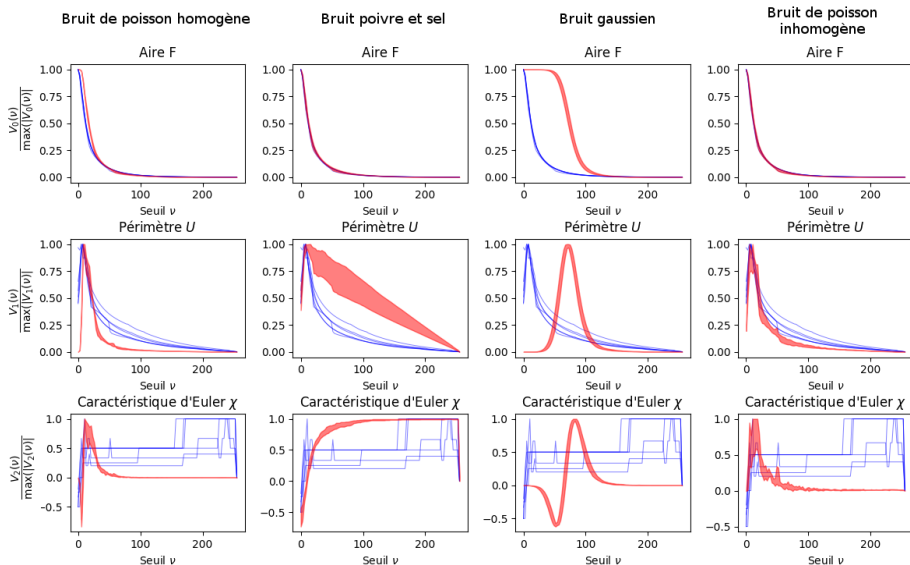
# Perte d'information drastique



# Perte d'information drastique



# Perte d'information drastique

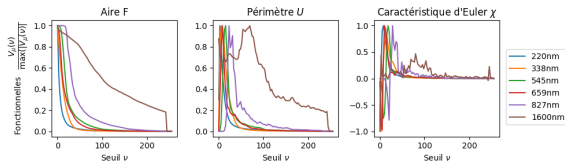


# Pistes d'approfondissement de la méthode

- Homogénéisation du bruit
- Utiliser d'autres indicateurs morphologiques
  - *concentration of stellar light* (C)
  - *asymmetric distribution* (A)
  - *clumpiness* (S)

(Rodriguez-Gomez, 2019)

- Étude de l'impact de la bande spectrale du filtre

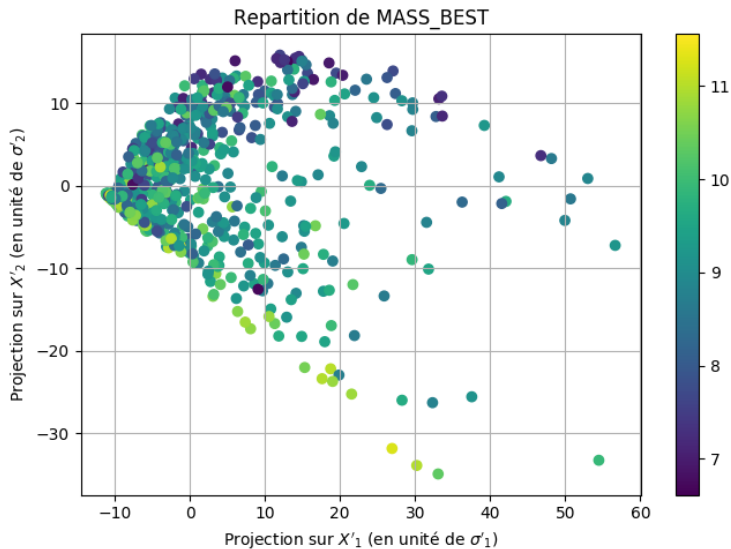


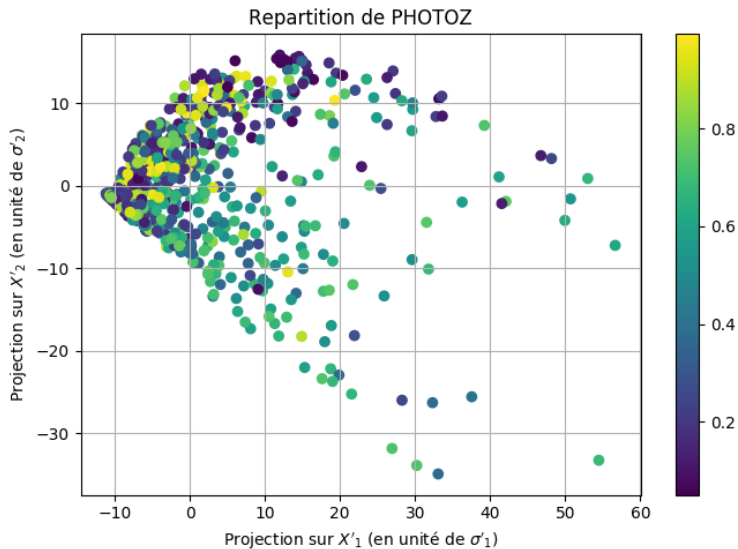
## Bilan

- Réalisation d'une quarantaine de programmes, utilisation de plusieurs librairies scientifiques python (*astropy*, *scipy*, *sklearn*...).
- Utilisation de logiciels courants dans le domaine de l'étude des galaxies (*DS9*, *TOPCAT*...).
- Étude de diverses manières d'altérer les fonctionnelles de Minkowski de galaxies (**bruit**, **inclinaison**, **dégradation**, **filtre/bande spectrale**).
- Comparaison à des répartitions basées sur différents paramètres physiques (**masse**, **redshift**...).

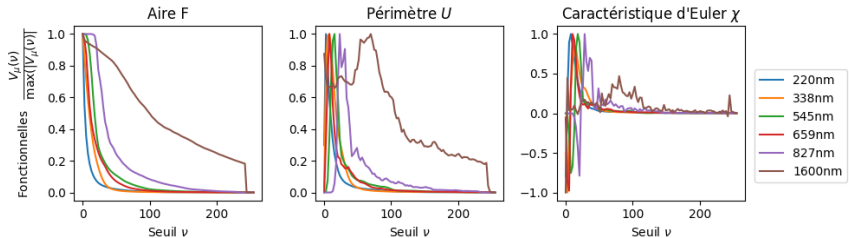
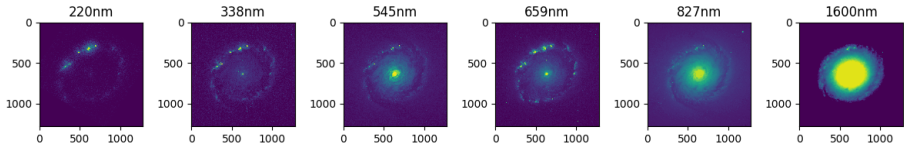
# Merci de votre attention !

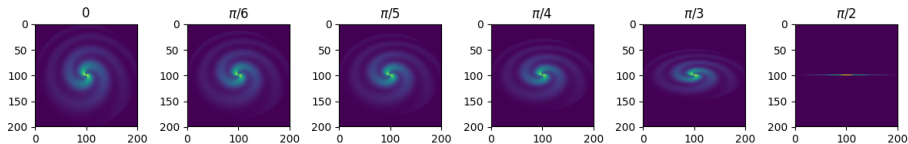
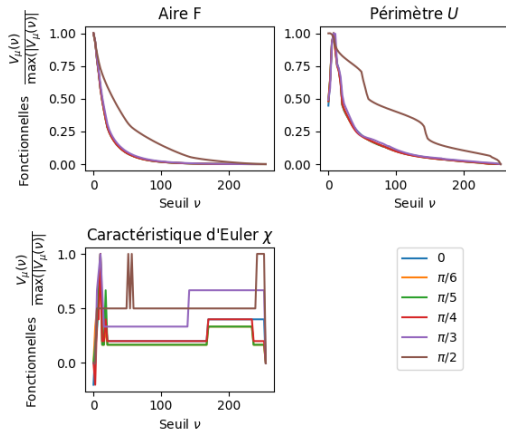
# Annexe

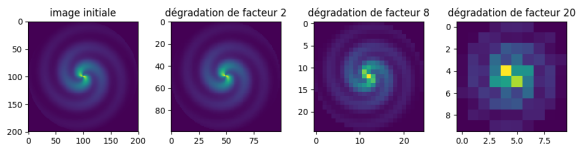
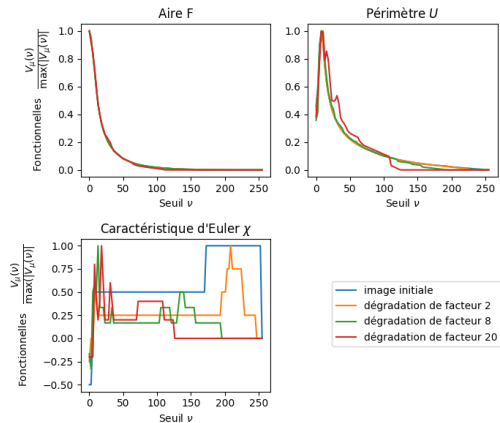


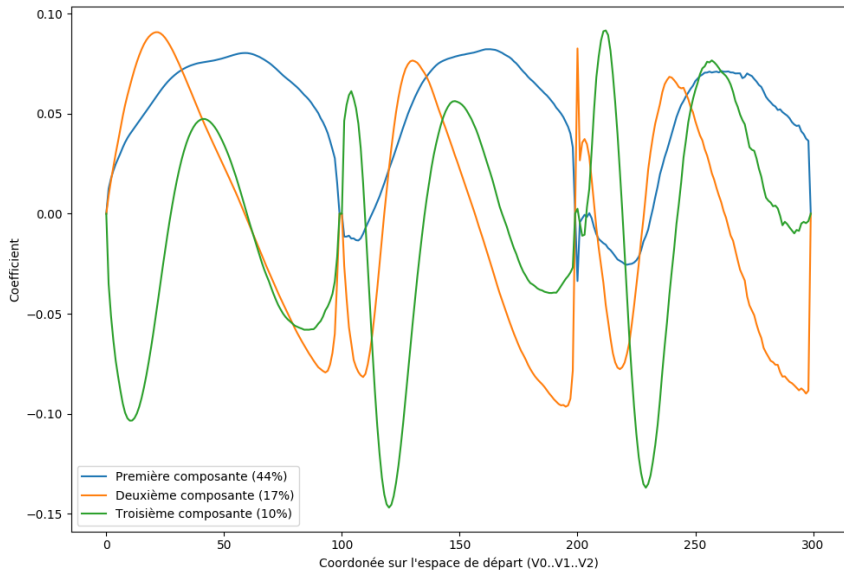












- $C = 5 \log_{10} \left( \frac{r_{80}}{r_{20}} \right)$
- $A = \frac{\sum_{i,j} |l_{ij} - l_{ij}^{180}|}{\sum_{i,j} |l_{ij}|} - A_{brg}$
- $S = \frac{\sum_{i,j} l_{ij} - l_{ij}^S}{\sum_{i,j} l_{ij}} - S_{brg}$

(Rodriguez-Gomez, 2019)