

### MODÈLES DE MARKOV

ET CLASSIFICATION NON-SUPERVISÉE



#### **Auteurs**

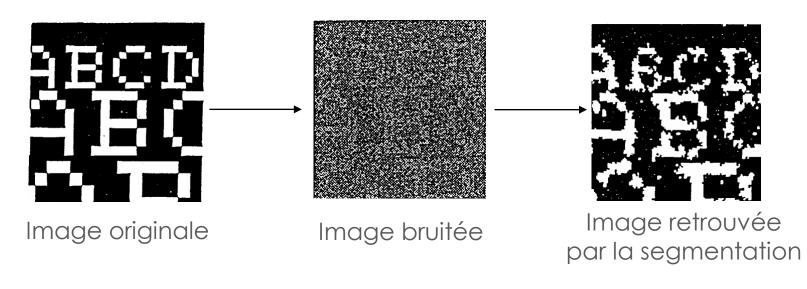
**AIDAN Alex** LASBORDES Maxence PRADEL Guillaume

#### **Encadrant**

CASTELLA Marc

## PROBLÈME DE LA SÉPARATION DE SOURCES

- Problème courant dans de nombreux domaines, comme le traitement d'image (retrouver l'image d'origine à partir d'une image bruitée).
- Revient à retrouver une séquence cachée à partir d'une séquence observée. L'utilisation d'algorithme de **segmentation** nonsupervisé est privilégiée.
- 2 cas d'étude :
  - 1. Sources indépendantes et identiquement définies, émettant selon une loi normale qui leur est propre
  - 2. Sources modélisées par une chaîne de Markov cachée, émettant aussi selon des gaussiennes.

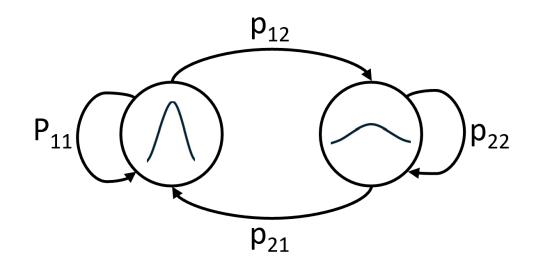


(fig. 1) Images tirées de W. PIECZYNSKI (1996), Champs de Markov cachés et estimation conditionnelle itérative

#### LE CAS MARKOVIEN

#### ADAPTATION DE L'ALGO ICE A UNE CHAINE DE MARKOV CACHÉE

- Cas n° 2: Modélisation des sources par une chaîne de Markov cachée. L'algorithme renvoie en plus les probabilités de transition entre les différents états cachés.
- Besoin de l'algorithme Forward-Backward. Il permet un calcul des probabilités à posteriori (probabilité d'un état caché sachant les observations) adapté au contexte.
- Permet l'étude de situations plus complexes, utile en pratique lorsque un lien entre les différentes sources peut être établi.



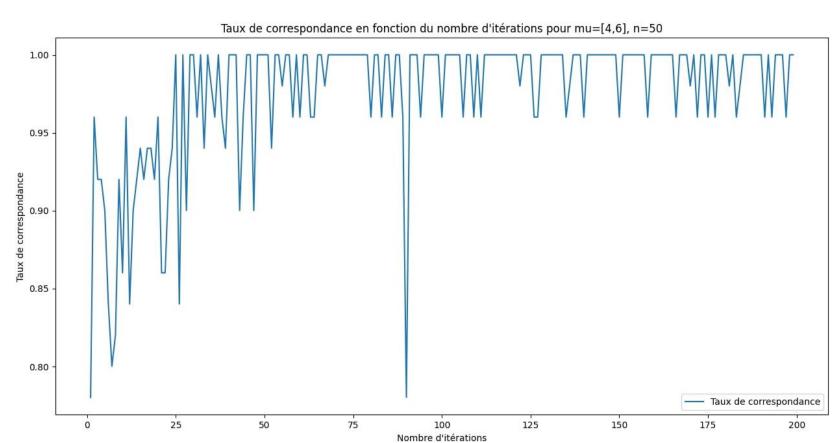
# Taux de correspondance en fonction du nombre d'itérations pour mu=[4,6], sigma=[0.7,0.7] 175

(fig. 2) Graphique tiré de nos modélisations en Python du cas 1

#### L'ALGORITHME ICE

#### UTILISÉ AVEC UNE MIXTURE DE GAUSSIENNE

- Algorithme choisi : Iterative Conditional Estimator (ICE). A partir d'observations prises en entrée, il retourne une estimation des paramètres du modèles en effectuant de la classification non supervisée.
- Cas n° 1 : ICE va plus particulièrement renvoyer les probabilités qu'une certaine source soit émettrice ainsi que les moyennes et écarts-types des lois d'émission.
- Modélisation informatique sur Python : Très bons résultats lorsque l'émission des données entre les deux sources ne s'entrecoupe pas trop (i.e. quand les gaussiennes se chevauchent peu).



(fig. 4) Graphique tiré de nos modélisations en Python du cas 2

#### QUELQUES RÉFÉRENCES UTILES :

- B. BENMILOUD and W. PIECZYNSK (1995) Estimation des paramètres dans les chaînes de Markov cachées et segmentation d'images
- 2. M. CASTELLA, S. RAFI, P. COMON, and W. PIECZYNSKI (2013) Separation of instantaneous mixtures of a particular set of dependent sources using classical ICA methods
- 3. M. CASTELLA (2023) Unsupervised linear component analysis for a class of probability mixture models