

Reconnaissance de Formes et Apprentissage Machine

Faten Chaieb CHAKCHOUK

Année Universitaire : 2023 - 2024

1

1

Plan du cours

Objectif : Modéliser des formes, les reconnaître, les détecter, ...

Partie I - Introduction à la Reconnaissance de Formes

- Définitions et concepts de base
- Extraction de caractéristiques pertinentes : Propriétés
- Approches classiques vs Approches par réseaux convolutionnels

Partie II – Approches classiques (handcrafted) de reconnaissance de formes

- Descripteurs de formes contours - Descripteurs de Fourier
- Analyse en composantes principale (ACP) - EigenFaces
- Descripteurs de formes par points d'intérêt et sacs de mots

Partie III – Approches par réseaux convolutionnels

- Réseaux convolutifs (CNN)
- Application en vision par ordinateur

Partie IV – Projet

2

2

Planning Cours



Pr. F. Chakchouk

ST2IAI - Reconnaissance de formes et ML

Approches ML en reconnaissance de formes

Introduction aux réseaux de neurones

Langage /librairie : Python/Tensorflow

Evaluation : DE : 50% **TP** :25% **PRJ** : 25%



B. Maurice, Sphere

13/05 PM	4	CM	Faten	Partie I : Introduction + Représentation des données Descripteurs propriétés Partie II : Descripteurs formes contours et PCA
14/05 AM	4	TP	Benjamin	TP Python : Exploration des données + TP descripteurs contours en vue d'indexation +PCA
14/05 PM	2	CM	Faten	Partie II : PCA et Eigenfaces
24/05 AM	4	CM	Faten	Descripteurs de formes SIFT et bag of words
11/06 AM	4	TP	Faten	TP SIFT/Bag of words
17/06 PM	4	CM	Benjamin	CNN
18/06 AM	2	PRJ	Benjamin	Application vision par ordinateur (Reconnaissance de visage ou émotion) : Comparaison entre différentes méthodes ML (eigenfaces / Local Binary Pattern) et CNN;
2/07 AM	4	PRJ	Benjamin	

3

Introduction

La reconnaissance de formes **RdF** est :

- un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des **motifs** à partir de données brutes afin de prendre une décision dépendant de la catégorie attribuée à ce motif.
- considérée comme une branche de l'intelligence artificielle qui fait largement appel aux techniques d'apprentissage automatique et aux statistiques.
- Les formes ou motifs à reconnaître peuvent être de nature très variée. Il peut s'agir de contenu visuel (code barre, visage, empreinte digitale...) ou sonore (reconnaissance de parole), d'images médicales (rayon X, EEG, IRM...) ou multi spectrales (images satellitaires) et bien d'autres.

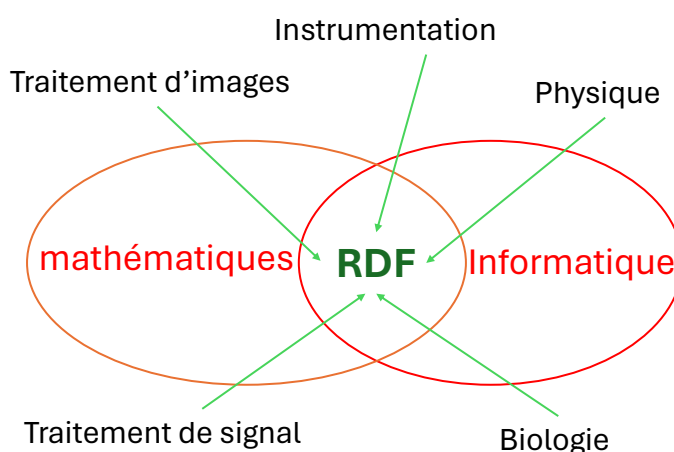


Figure : La RDF un domaine pluridisciplinaire

4

4

Exemples d'application de la reconnaissance de formes

Conduite autonome « Autonomous Driving »



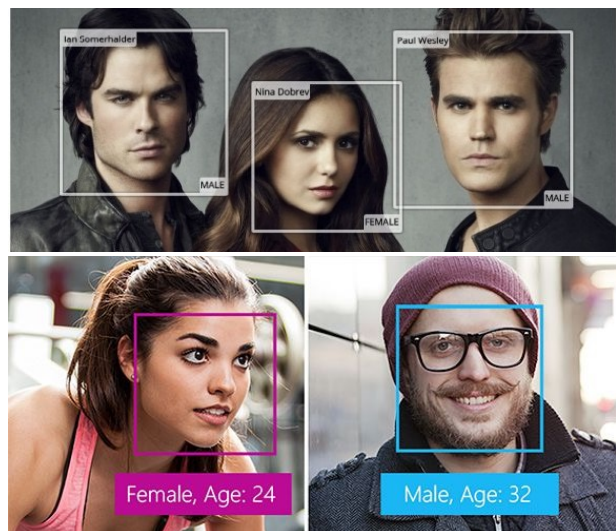
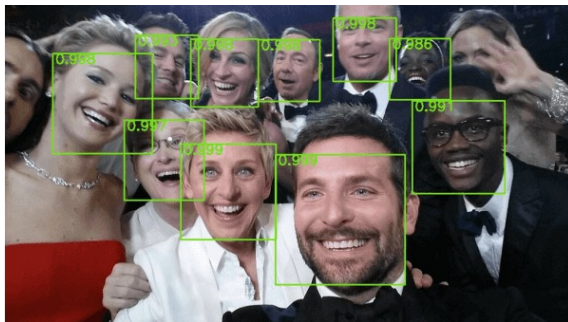
Image sous licence « [Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) » <https://en.wikipedia.org/wiki/File:Autonomous-driving-Barcelona.jpg>

Détection et suivi d'objets pertinents sur le chemin du véhicule

6

Exemples d'application de la reconnaissance de formes

Détection/Reconnaissance de visages



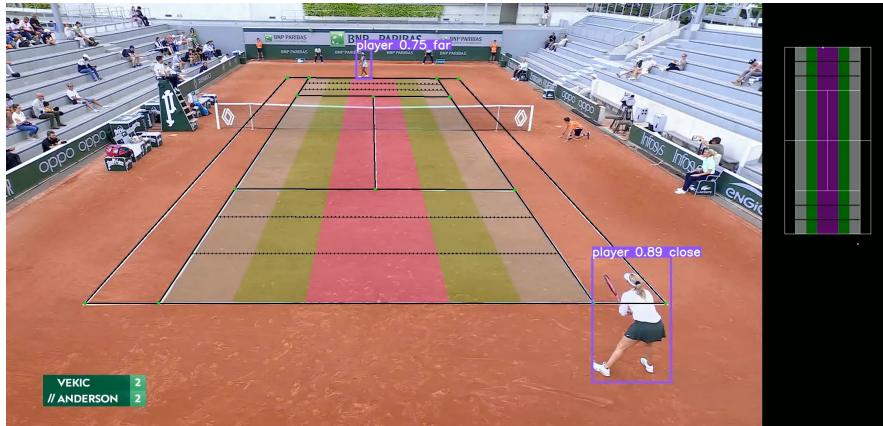
<https://mantra.ai/blogs/difference-between-face-detection-face-recognition-and-facial-analysis/>

7

Exemples d'application de la reconnaissance de formes

Analyse de Vidéos de Matchs de Tennis

Travaux de thèse de A. Jouini, Efrei Research Lab, Avril 2024

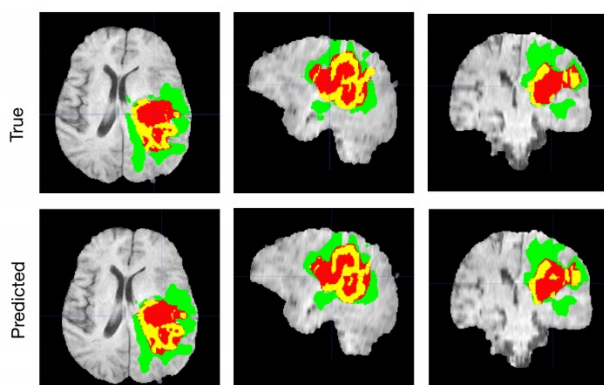


Détection et suivi de : terrain, joueurs , balle de tennis

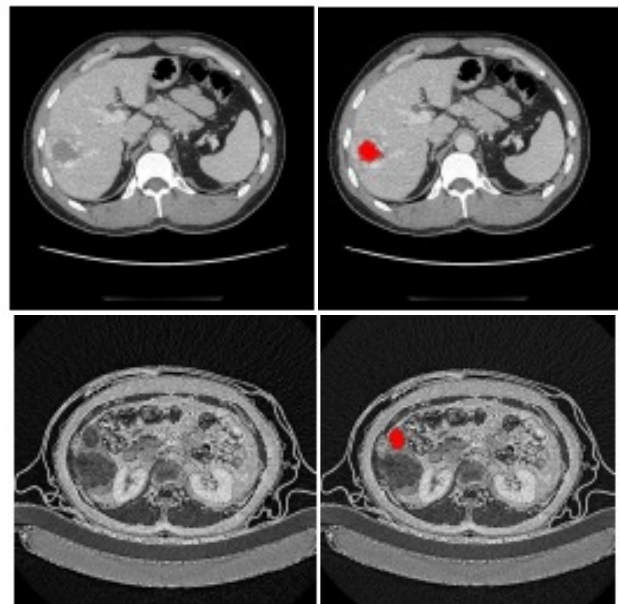
8

Exemples d'application de la reconnaissance de formes

Imagerie médicale : Segmentation/détection d'une tumeur



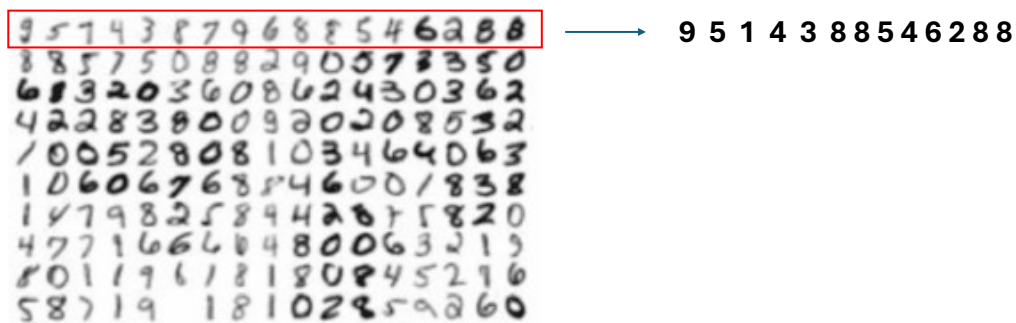
<https://developer.nvidia.com/blog/automatically-segmenting-brain-tumors-with-ai/>



9

Exemples d'application de la reconnaissance de formes

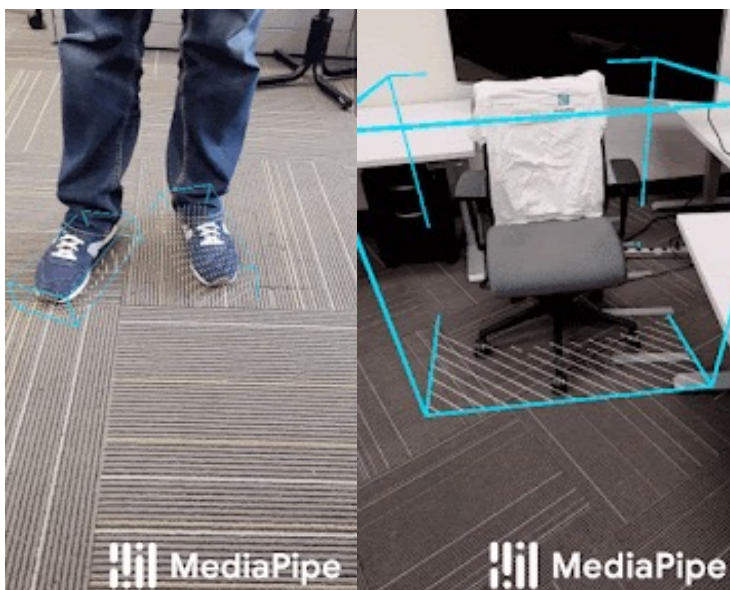
Reconnaissance d'écriture manuscrite
Base MNIST - Chiffres



10

Exemples d'application de la reconnaissance de formes

Détection/reconnaissance d'objets 3D



<https://research.google/blog/real-time-3d-object-detection-on-mobile-devices-with-mediapipe/>

11

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes (RDF)

Exemple introductif

- "Les iris de Fisher" sont des données fameuses collectées par Edgar Anderson, et proposées en 1933 par le statisticien Ronald Aylmer Fisher comme données de référence pour l'analyse discriminante et la classification.
- La problématique : reconnaître le type d'iris (setosa, virginica, et versicolor) à partir seulement de la longueur et de la largeur de ses pétales et sépales. Le fichier contient 50 fleurs de chaque type.
- Le fichier est accessible sur de nombreux sites Internet.

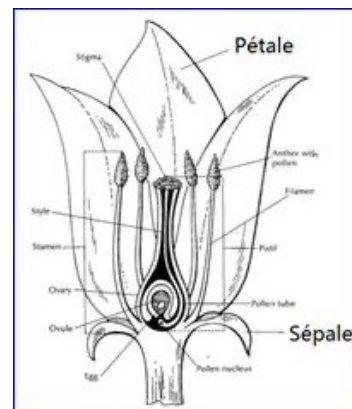


Figure : les iris

12

12

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes (RDF)

- Exemple introductif :
 - quantifier les variations de morphologie des fleurs d'iris de trois espèces (classes)
- Questions :
 - quelles sont les différences morphologiques entre les trois espèces?
 - Comment faire pour classer 150 fleurs?

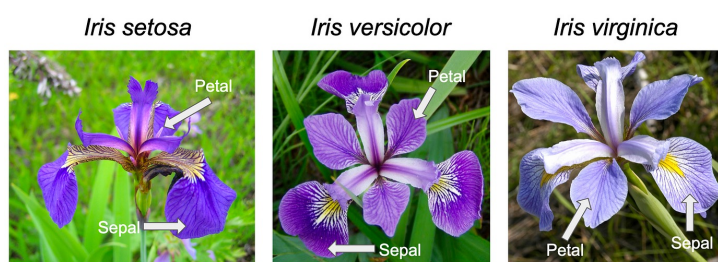
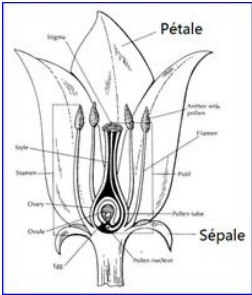


Figure : Le **jeu de données Iris** connu aussi sous le nom de **Iris de Fisher** ou **Iris d'Anderson** est un jeu de données multivariées présenté en 1936 par Ronald Fisher dans son papier *The use of multiple measurements in taxonomic problems* comme un exemple d'application de l'analyse discriminante linéaire¹ (Wikipédia)

13

13

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes



indice	Petale length	Petale width	Sépale length	Sépale width	classe
Fleure 1					Virg.
⋮					
Fleure <i>i</i>					Versi.
⋮					
<i>n</i> = 150					Setosa

14

14

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes (choix des descripteurs pertinents)

indice	Petale length	Petale width	Sépale length	Sépale width	classe
Fleure 1					Virg.
⋮					
Fleure <i>i</i>					Versi.
⋮					
<i>n</i> = 150					Setosa

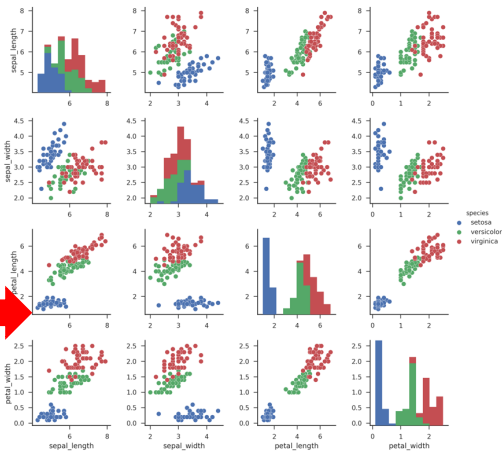


Figure : pairplot (2D) des descripteurs des iris de Fisher

15

15

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes (choix des descripteurs pertinents)

indice	Petale length	Petale width	Sepale length	Sepale width	classe
Fleure 1					Virg.
⋮					
Fleure i					Versi.
⋮					
$n = 150$					Setosa

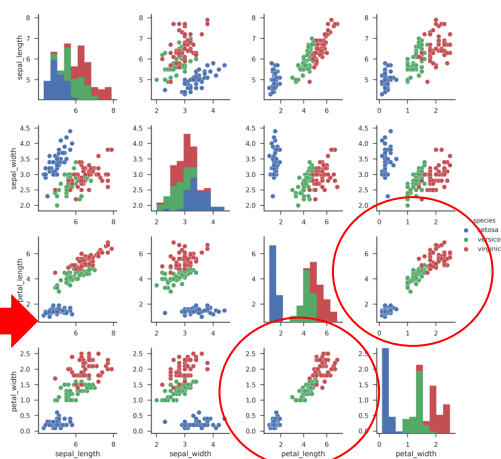


Figure : pairplot (2D) des descripteurs des iris de Fisher

16

16

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes (choix des descripteurs pertinents)

Quelques déductions graphiques :

- Les variables « **petale length** », « **petale width** » sont discriminantes pour répondre à la problématique : reconnaître le type d'iris (setosa, virginica, et versicolor).
- La variable « **sépale length** » ne contribue pas à la réponse à la problématique

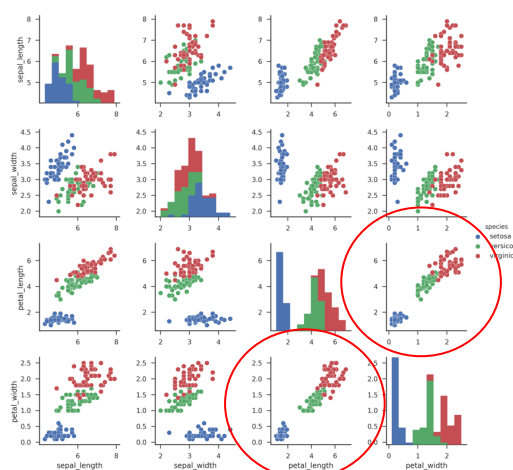


Figure : pairplot (2D) des descripteurs des iris de Fisher

17

17

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes (Arbre de décision)

Quelques déductions graphiques :

- Les variables « **petale length** », « **petale width** » sont discriminantes pour répondre à la problématique : reconnaître le type d'iris (setosa, virginica, et versicolor).
- La variable « **sépale length** » ne contribue pas à la réponse à la problématique

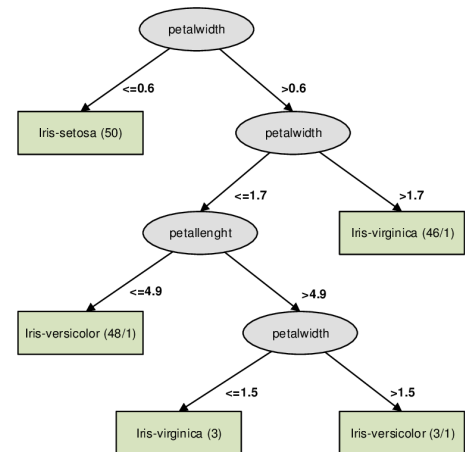


Figure : arbre de décision (algo. De RDF) pour la reconnaissance du type d'iris.
source : [Peter Grabusts et al. \(2015\)](#), *Ontology-Based Classification System Development Methodology (ITM)*.

18

Exemple de problèmes de Reconnaissance des formes (conclusion)

- Le choix des descripteurs est important pour une bonne reconnaissance de formes.
- Une description adaptée \Leftrightarrow 50% sur le chemin de résolution du problème.
- Une description non-adaptée \Rightarrow difficulté de répondre au problème

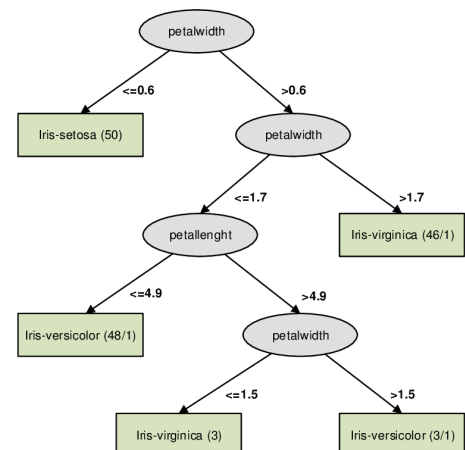
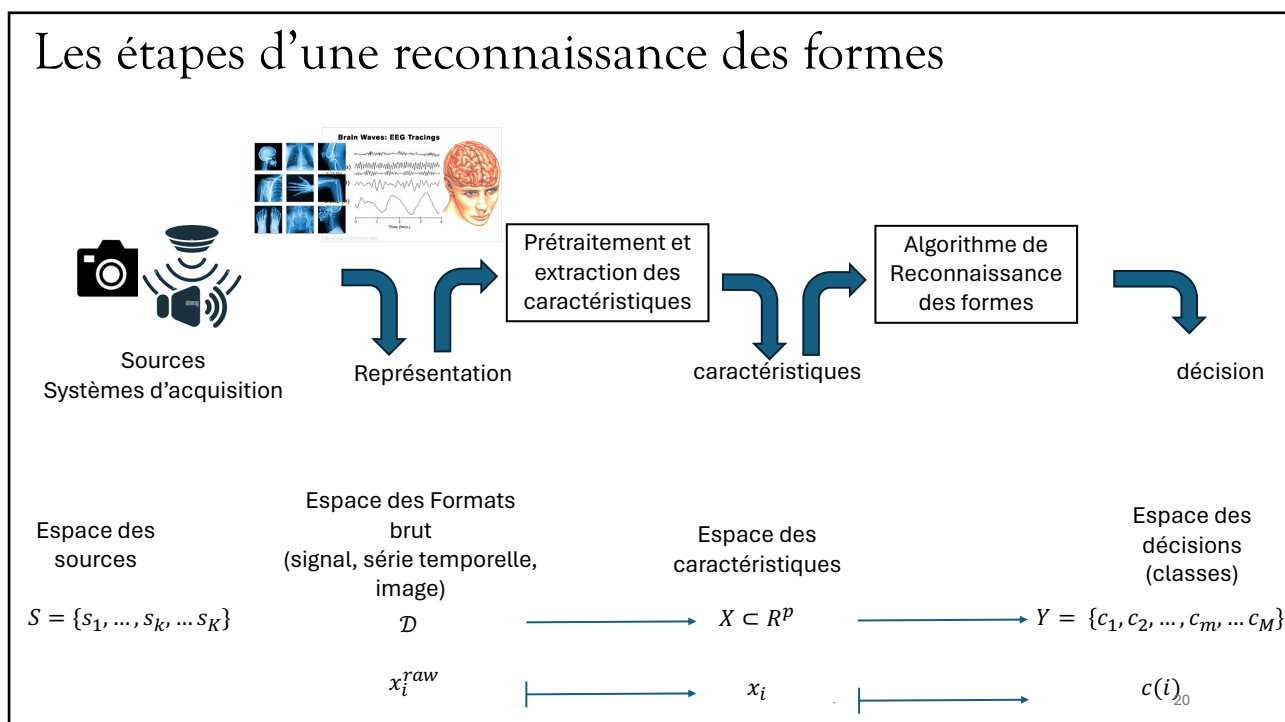


Figure : arbre de décision pour la reconnaissance du type d'iris.
source : [Peter Grabusts et al. \(2015\)](#), *Ontology-Based Classification System Development Methodology (ITM)*.

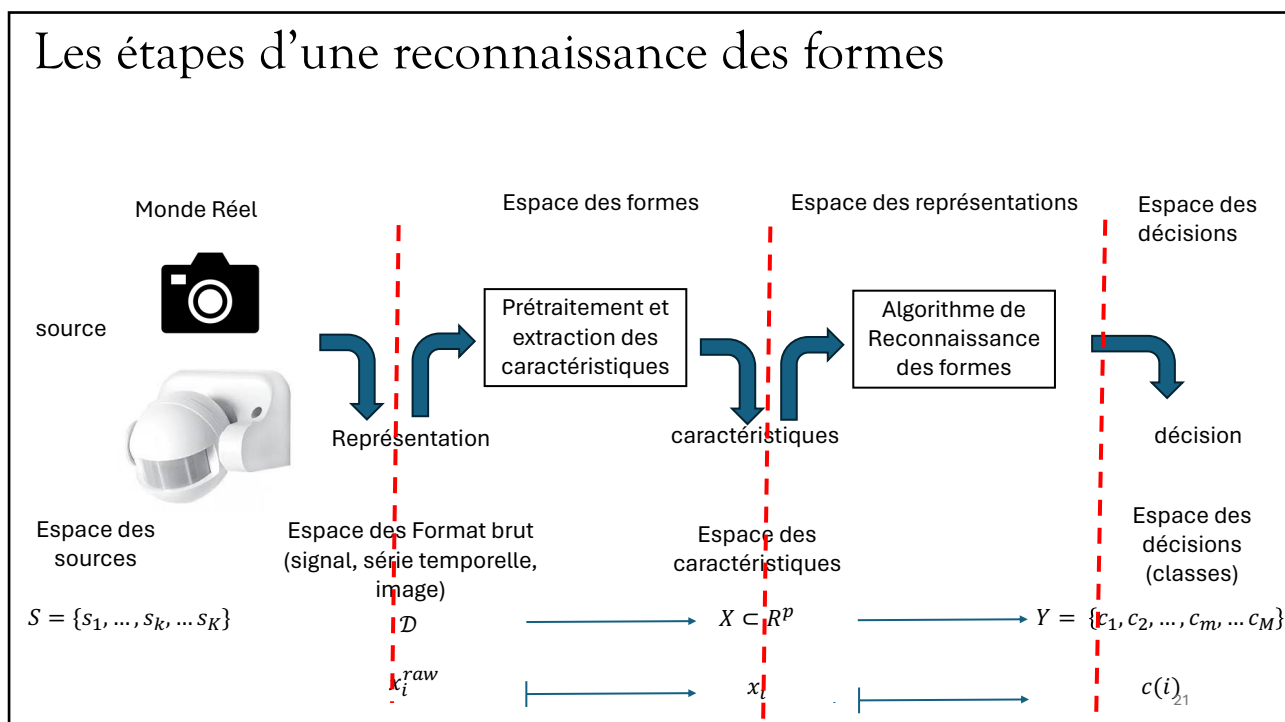
19

Les étapes d'une reconnaissance des formes



20

Les étapes d'une reconnaissance des formes

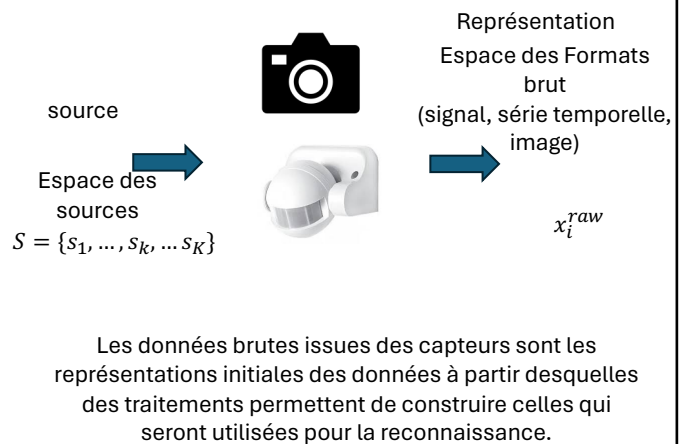


21

Étape 1 : acquisition de la forme (numérisation)

À partir des informations du monde physique :

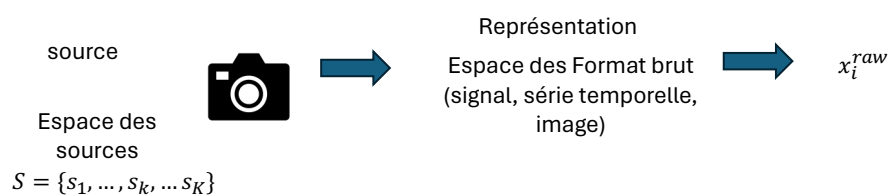
- construire une représentation des données directement manipulable par la machine;
- Des capteurs (microphone, caméra, instruments de mesure) convertissent les signaux reçus du monde réel en une représentation numérique discrète



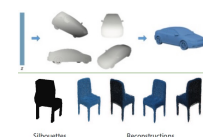
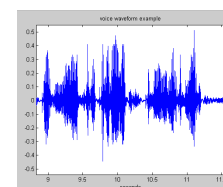
22

22

Étape 1 : acquisition de la forme (numérisation)



Les **données brutes** issues des capteurs sont les représentations initiales des données à partir desquelles des traitements permettent de construire celles qui seront utilisées pour la reconnaissance.

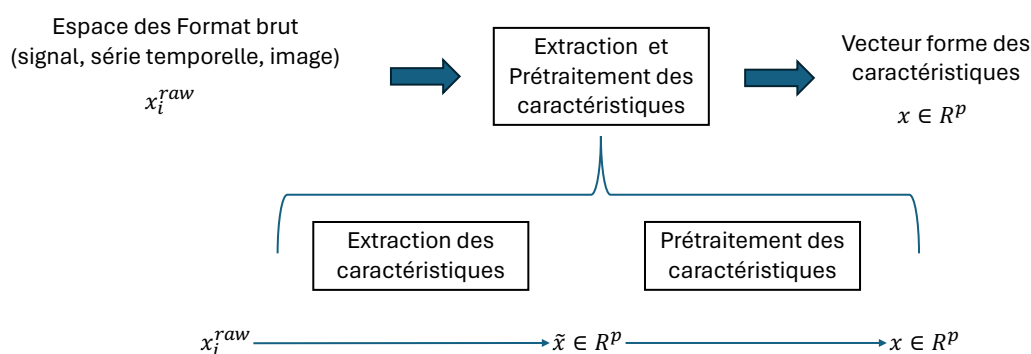


23

23

Étape 2 : Extraction et prétraitement des caractéristiques

- Les données brutes issues des capteurs sont les représentations initiales des données à partir desquelles des traitements permettent de construire celles qui seront utilisées pour la reconnaissance.
- Les méthodes de RDF ne sont malheureusement pas capables de traiter l'information dans son état brut => transformation au format de représentation vectorielle.

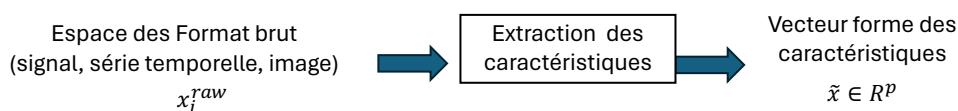


24

24

Étape 2 : Extraction et prétraitement des caractéristiques

Extraction des caractéristiques



- Cette étape fournit un certain nombre de caractéristiques ou paramètres (attributs) en utilisant des algorithmes de sélection et/ou d'extraction d'attributs.
 - Généralement un grand nombre de paramètres est calculé à partir des données recueillies par les capteurs d'un système.
 - Les attributs étant limités en nombre, l'espace des paramètres ainsi obtenu est de dimension p très petite par rapport au nombre d'objets.
- ⇒ Il est nécessaire d'extraire et/ou de sélectionner **les paramètres les plus informatifs** (Benzécri, 1973), c'est-à-dire ceux qui permettront de discriminer au maximum les classes.

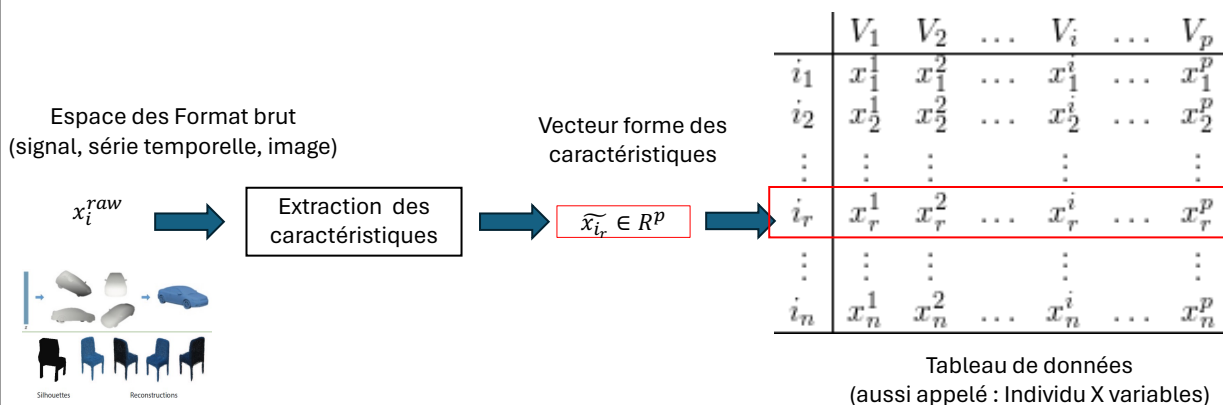
25

25

Étape 2 : Extraction et prétraitement des caractéristiques

Extraction des caractéristiques

Les caractéristiques des objets étudiés sont présentées sous forme de tableau nommés « tableaux de données »



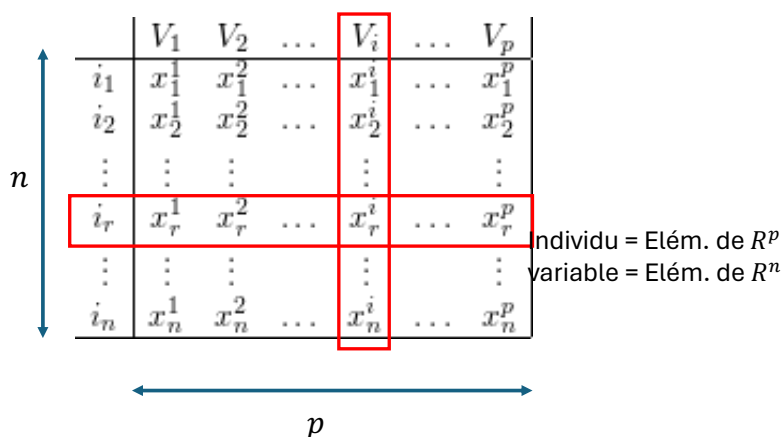
26

Étape 2 : Extraction et prétraitement des caractéristiques

Format de représentation des données :

Un tableau de données comprend autant de lignes que de sujets/objets étudiés (n), et autant de colonnes/séries (p) que d'informations associées à chaque objet.

→ On parle d'une population statistique de taille (n) et de (p) variables statistiques.



N.B. C'est le format favori d'un panel assez large de techniques de RDF

27

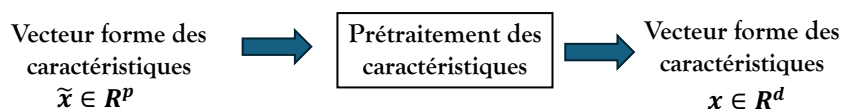
27

Étape 2 : Extraction des caractéristiques et prétraitement

Prétraitement des caractéristiques

Les représentations/caractéristiques initiales du tableau des données peuvent :

- Être bruitées, non normalisées et redondantes; => **normalisation, décorrélation, ...**
- Contenir des informations parasites; => **nettoyage**
- Ne pas expliciter les informations utiles pour la reconnaissance.

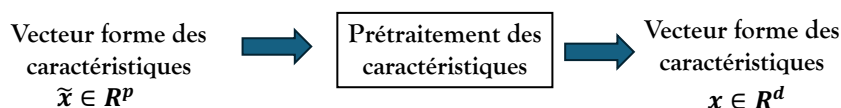


28

28

Étape 2 : Extraction des caractéristiques et prétraitement

Propriétés souhaitées



- Compacts
- Discriminants – notion de distance ou métriques pour évaluer leur similarité
- Invariance vis-à-vis à l'espace des mesures
- Complets
- Stables

29

29

Descripteurs de formes

Cas contours – Descripteur de Fourier

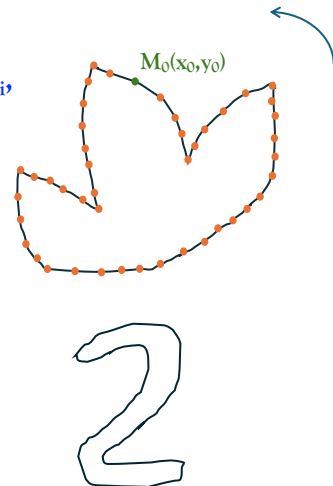
- La forme 2D est représentée par son **contour externe** 2D
- Le contour est représenté par un ensemble de **N points** $M_k(x_i, y_i)$; $i = 1, \dots, N$
- Sens du parcours : sens inverse des aiguilles d'une montre

Représentation complexe

- forme décrite par une fonction complexe

$$M(k) = x_k + iy_k, k = 0, \dots, N-1$$
- **Normalisation** par rapport au centre de gravité de la courbe noté $M_c(x_c, y_c)$

$$M(k) = (x_k - x_c) + i(y_k - y_c)$$



30

30

Descripteurs de formes

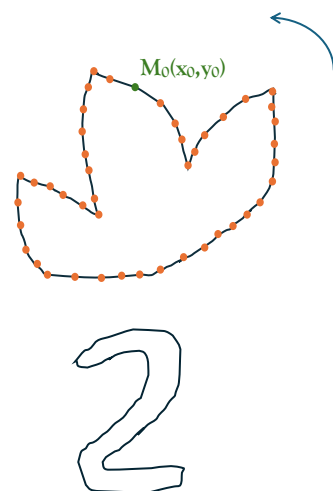
Cas contours – Descripteur de Fourier

Descripteurs de Fourier (DF)

$$Z_n = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} M(t) \exp\left(\frac{-j2\pi n t}{N}\right), \quad n=0, 1, \dots, N-1$$

Propriétés

- $n = 0$, Z_0 = centre de gravité de la forme
- Si $Z_n = 0$ sauf pour $n=1$, forme=cercle de rayon Z_1
 $(Z_1$ = facteur d'échelle ; si normalisation, forme invariante par homothétie)



31

31

Séries de Fourier des Signaux Périodiques		
Séries de Fourier de $x(t)$ avec période T_0	$x(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{+\infty} a_n \cos(2\pi n f_0 t) + b_n \sin(2\pi n f_0 t)$	
Calcul des coefficients	$a_n = \frac{2}{T_0} \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} x(t) \cos(2\pi n f_0 t) dt$ $n = 0, 1, 2, \dots, +\infty$	$b_n = \frac{2}{T_0} \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} x(t) \sin(2\pi n f_0 t) dt$ $n = 1, 2, \dots, +\infty$
Séries de Fourier Complexes de $x(t)$ $f_0 = \frac{1}{T_0}$ fréquence de $x(t)$	$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_n e^{j2\pi n f_0 t} \rightarrow C_n = \frac{1}{T_0} \int_{-\frac{T_0}{2}}^{\frac{T_0}{2}} x(t) e^{-j2\pi n f_0 t} dt$	

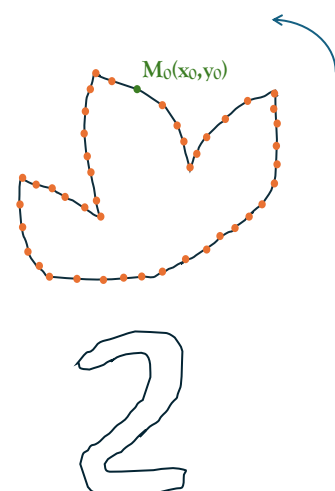
32

Descripteurs de formes

Cas contours - Descripteur de Fourier

Descripteurs de Fourier DFs invariants au changement d'échelle

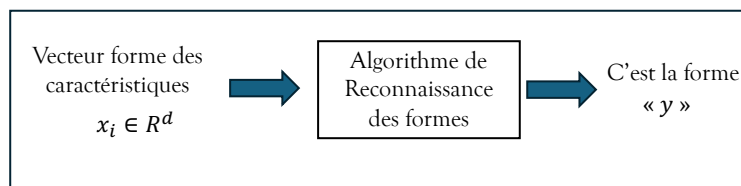
- Ne pas considérer Z_0
- $F = \left\{ \frac{|Z_2|}{|Z_1|}, \frac{|Z_3|}{|Z_1|}, \frac{|Z_4|}{|Z_1|}, \frac{|Z_5|}{|Z_1|}, \dots, \frac{|Z_{N-1}|}{|Z_1|} \right\}$



33

33

Étape 3 : la reconnaissance des formes



- Un algorithme de reconnaissance des formes est une règle de décision

$$\begin{array}{ccc} X = R^d & \rightarrow & Y = \{c_1, c_2, \dots, c_m, \dots, c_M\} \\ x & \mapsto & y = c(x) \end{array}$$
- Une règle de décision établie un partitionnement de l'espace des caractéristiques

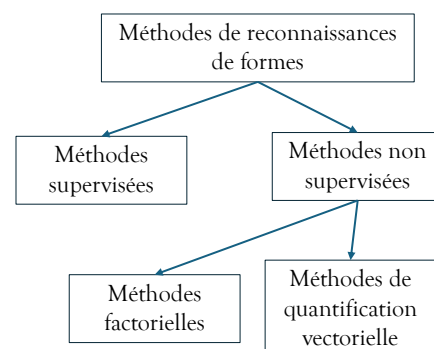
34

34

Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes de RdF nommées méthodes d'apprentissage peuvent généralement être divisées en deux catégories :

Les méthodes supervisées	Lorsque les classes des formes sont connues initialement, la RdF est supervisée (Therrien, 1989).
Les méthodes non supervisées	Lorsqu'aucune information n'est disponible sur les classes d'un système, la RdF est non supervisée (Bezdek, 1981)



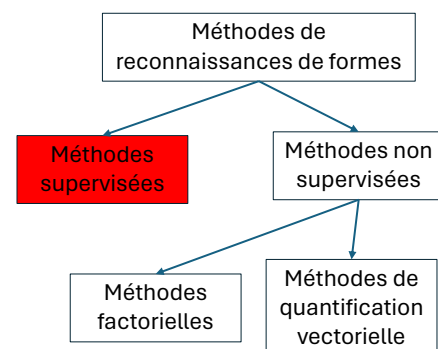
35

35

Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes supervisées Lorsque les classes des formes sont connues initialement, la RdF est supervisée (Therrien, 1989).

	V_1	V_2	...	V_i	...	V_p	
i_1	x_1^1	x_1^2	...	x_1^i	...	x_1^p	C_{i1}
i_2	x_2^1	x_2^2	...	x_2^i	...	x_2^p	C_{i2}
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
i_r	x_r^1	x_r^2	...	x_r^i	...	x_r^p	C_{ir}
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
i_n	x_n^1	x_n^2	...	x_n^i	...	x_n^p	C_{in}



36

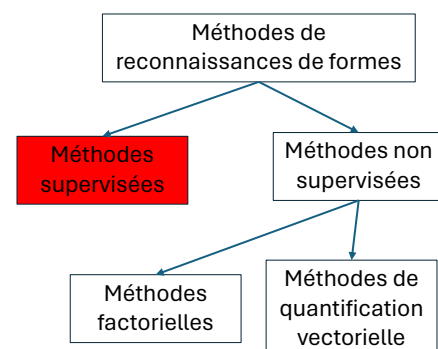
36

Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes supervisées Lorsque les classes des formes sont connues initialement, la RdF est supervisée (Therrien, 1989).

Principales méthodes :

- Régression linéaire
- Arbres de décision
- Machines à vecteurs de support (SVM)
- Méthodes d'ensemble (Random Forest, Gradient Boosting, etc.)
- ...



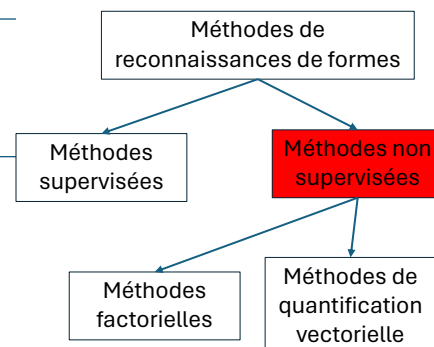
37

37

Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes non supervisées : Lorsqu'aucune information n'est disponible sur les classes d'un système, la RdF est non supervisée (Bezdek, 1981)
Analyse selon deux dim : individus ou variables

	V_1	V_2	...	V_i	...	V_p	
i_1	x_1^1	x_1^2	...	x_1^i	...	x_1^p	C_{i1}
i_2	x_2^1	x_2^2	...	x_2^i	...	x_2^p	C_{i2}
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
i_r	x_r^1	x_r^2	...	x_r^i	...	x_r^p	C_{ir}
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
i_n	x_n^1	x_n^2	...	x_n^i	...	x_n^p	C_{in}



38

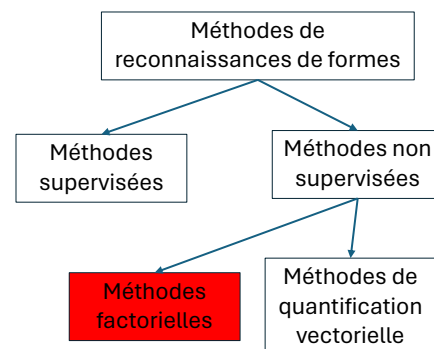
38

Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes factorielles : Elles ont l'ambition d'explorer l'espace des variables et de représenter un grand nombre de variables dans un espace de faible dimension

	V_1	V_2	...	V_i	...	V_p
i_1	x_1^1	x_1^2	...	x_1^i	...	x_1^p
i_2	x_2^1	x_2^2	...	x_2^i	...	x_2^p
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
i_r	x_r^1	x_r^2	...	x_r^i	...	x_r^p
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
i_n	x_n^1	x_n^2	...	x_n^i	...	x_n^p

← Dimension d'exploration (variables) →



39

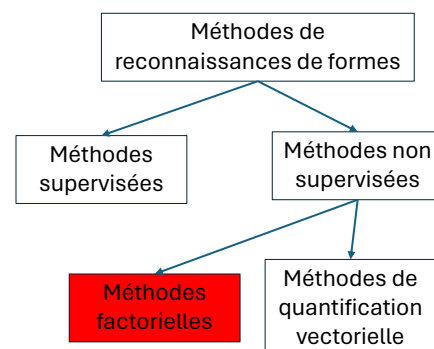
39

Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes factorielles Elles ont l'ambition d'explorer l'espace des variables et de représenter un grand nombre de variables dans un espace de faible dimension

Principales méthodes :

- Analyse en Composantes Principales (ACP)
- Analyse Factorielle (AF)
- Analyse en Facteurs Confirmatoire (AFC)
- Analyse des Correspondances Multiples (ACM)
- ...



40

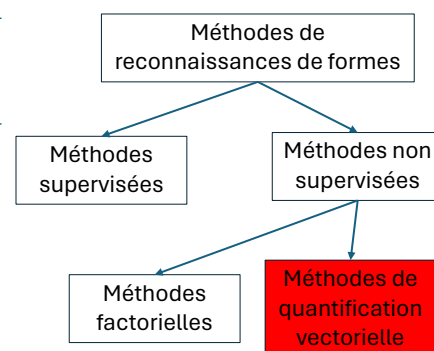
40

Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes de quantification vectorielle La **quantification vectorielle** est une technique de **quantification** souvent utilisée dans la compression de données avec pertes de données.

Dimension d'exploration (individus)

	V_1	V_2	...	V_i	...	V_p
i_1	x_1^1	x_1^2	...	x_1^i	...	x_1^p
i_2	x_2^1	x_2^2	...	x_2^i	...	x_2^p
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
i_r	x_r^1	x_r^2	...	x_r^i	...	x_r^p
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots
i_n	x_n^1	x_n^2	...	x_n^i	...	x_n^p



Dans la quantification vectorielle : l'espace est divisé en classes adaptées à l'ensemble des échantillons et on calcule un représentant pour chaque classe (élément rouge sur la figure). L'ensemble des représentants est appelé dictionnaire

41

41

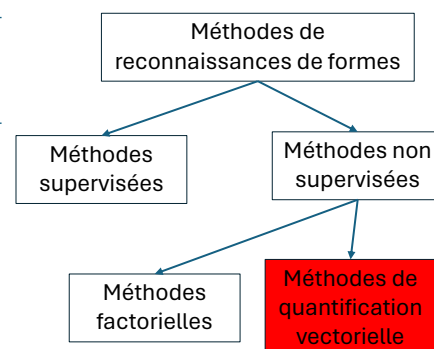
Étape 3 : la reconnaissance des formes

Les méthodes de quantification vectorielle

La **quantification vectorielle** est une technique de **quantification** souvent utilisée dans la compression de données avec pertes de données.

Principales méthodes :

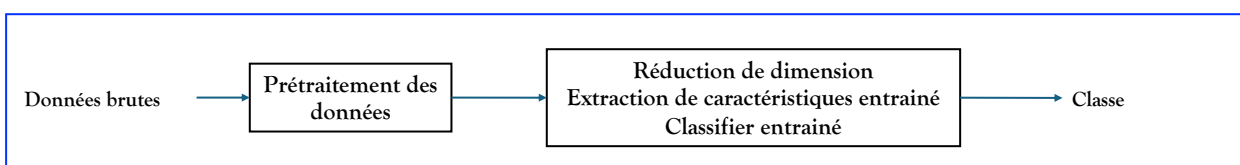
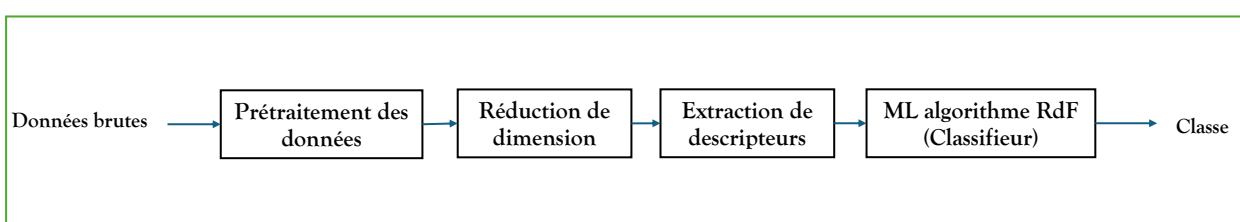
- Algorithme de Lloyd-Max (k-moyennes)
- Gaussian Mixture Models (GMM)
- Self organizing map (SOM)
- Classification ascendante hiérarchique (CAH)
- Multi-cocustering (MCC)
- ...



42

42

Approches classiques Vs Approches CNN



43

43