

Reconnaissance des formes

Introduction

M2 Informatique

Parcours Vision et Machine Intelligente
(VMI)

Reconnaissance des Formes (RF)

Camille KURTZ & Laurent WENDLING

Plan

Cours 1. Cours Introduction reconnaissance des formes + Logique floue

Cours 2. TP Logique floue + clustering

Cours 4. Cours Théorie des possibilités

Cours 4. Cours Théorie des croyances + TD croyance

Cours 5. Agrégation multicritères

Évaluation : partiel de fin de semestre

1. Introduction à la reconnaissance des formes

1.1 Perception et RF

1.2 Historique

1.3 Domaines d'application

1.4 Étapes principales d'un système

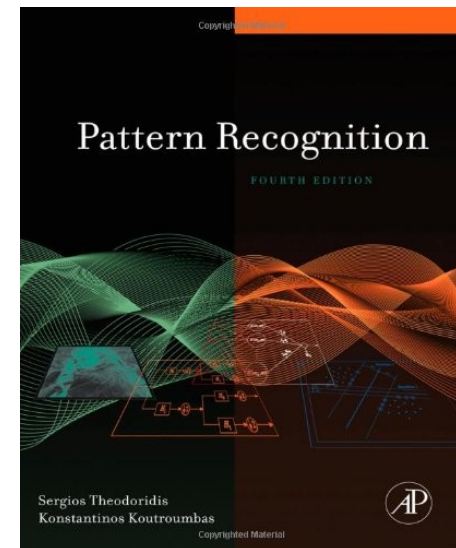
1.5 Description des principaux modèles

1.6 Cycles de conception

1.7 Exemples de système

1.8 Évaluation

1.9 « Conclusion »



1.1 Perception et RF

- Les humains ont développé des **outils** très **complexes** pour **analyser** et **interpréter** leur environnement en fonction de leurs **observations**.

Par exemple :

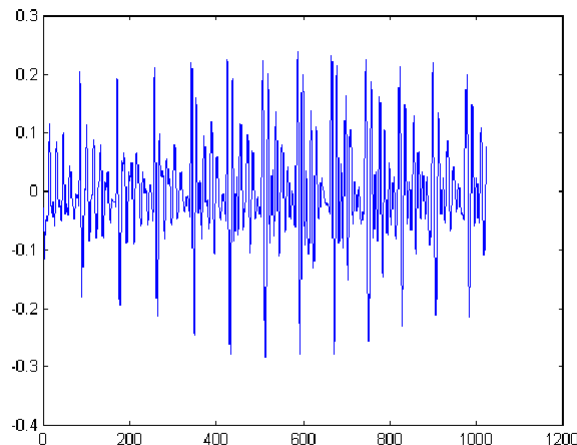
- Reconnaissance d'un *visage*
 - Compréhension de la *parole*
 - Lecture *manuscrite*
 - Distinction de nourriture fraîche par *l'odeur...*
- L'objectif de la RF est de **simuler au mieux** ces capacités bar le biais de **machines**.

- Une forme ou « **pattern** » est une représentation simplifiée du monde extérieur définie sous une représentation manipulable par l'ordinateur (graphe, vecteur, mot d'un langage...) :

Exemples :

- Chaîne de caractères
- Empreinte digitale
- Photographie du visage
- Signal vocal
- Séquence ADN
- . . .

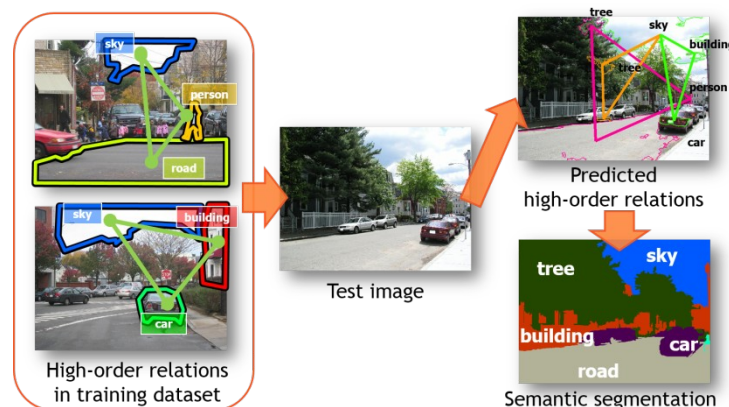
TGCATTATGCCTGGTCACGTGCAA
CTGTGATTCTGAAGACTGCATAGTAC



La **reconnaissance des formes** consiste à définir des modèles permettant **l'automatisation** de tâches de **perception artificielle** réalisées usuellement par le cerveau et le système sensoriel humain.

Comme :

- apprendre à **reconnaître** différents « patterns » extraits d'une ou plusieurs observations
- proposer des **décisions** en fonction des spécificités de « patterns »

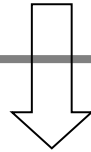


Quelques problèmes de RF

- C'est un rond, c'est un carré,
- Le feu est vert,
(je passe ou je m'arrête)
- Votre électrocardiogramme est normal
- C'est une facture de téléphone

Distance avec des formes de références
Classe = action possible

Diagnostic = détection : signal ou bruit
Modèle = les « règles » (même source)



- Odeur : c'est une madeleine
- Caractère - écriture
(c'est une lettre, un mot,...)
- Parole (forme temporelle)
- Voix (c'est Sarko aux guignols),
- Visage (vision)
- Identification (visage, voix, odeur...)
- Une voiture
- Il va peut-être pleuvoir

Capteur complexe
Complexité de la tâche
Modélisation par apprentissage
Temps (système évolutif : environnement)
Complexité de l'espace des caractéristiques
Invariances
Fusion - (informations hétérogènes)
Concept imprécis
Notion d'incertitude

Aspects humains

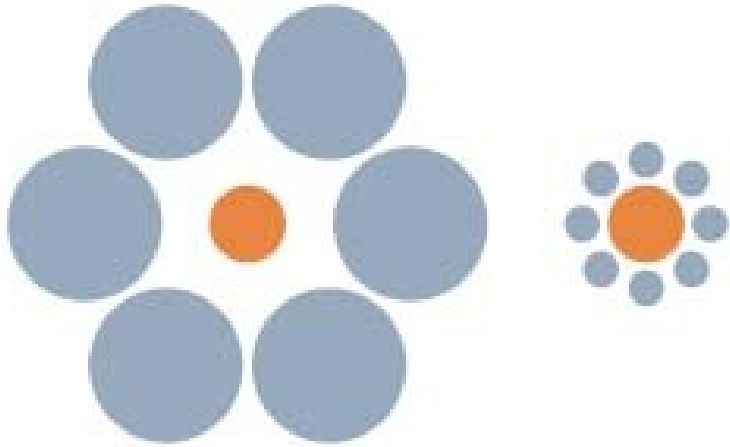
Aspects machine

Perception humaine et machine

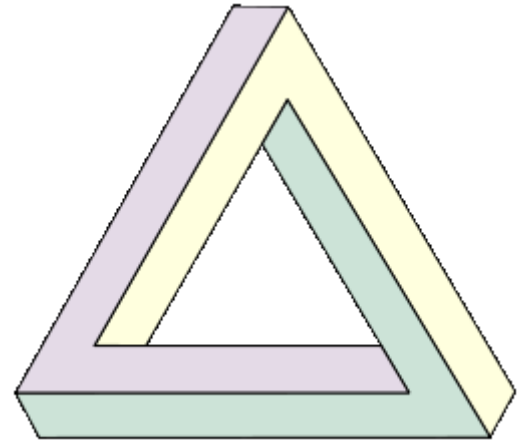
- Les algorithmes sont souvent influencés par des moyens de modélisation et de reconnaissance des formes que l'on rencontre dans la **nature**.
- Les recherches en **perception** ont permis une connaissance plus fine des systèmes de RF.
- Les modèles proposés sont généralement des **simplifications** qui peuvent être dans certains cas plus efficaces
- **Cependant il existe aussi de nombreux modèles numériques qui n'ont pas de correspondance.**

Attention à la perception humaine

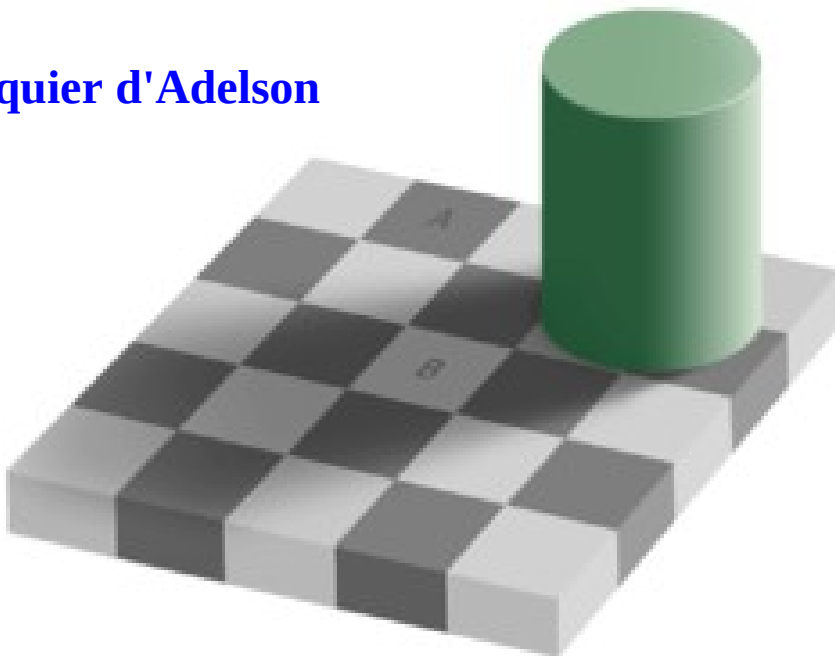
Illusion de Titchener



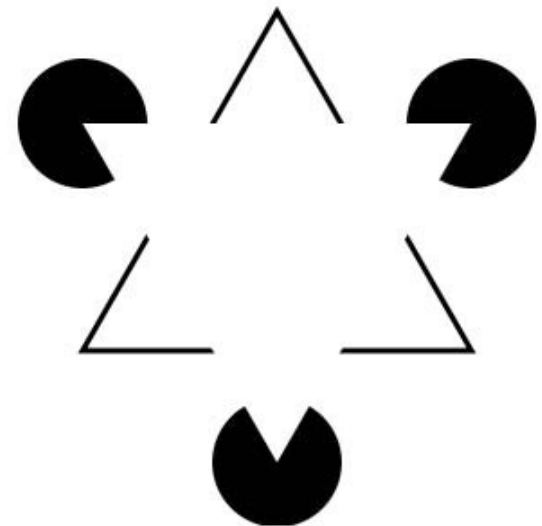
Le triangle de Penrose



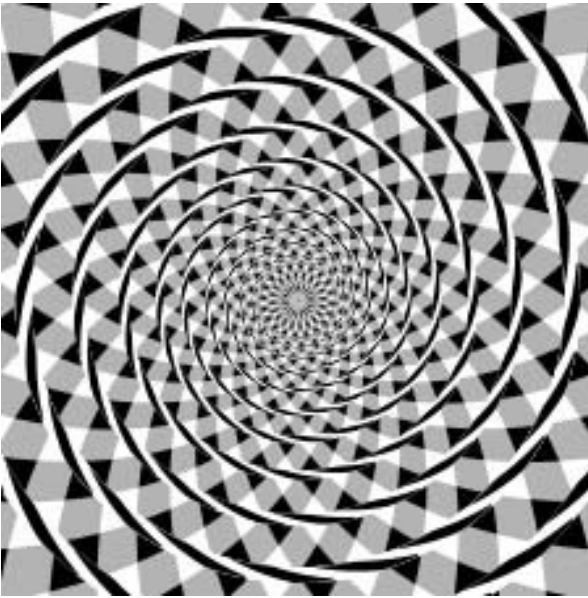
L'échiquier d'Adelson



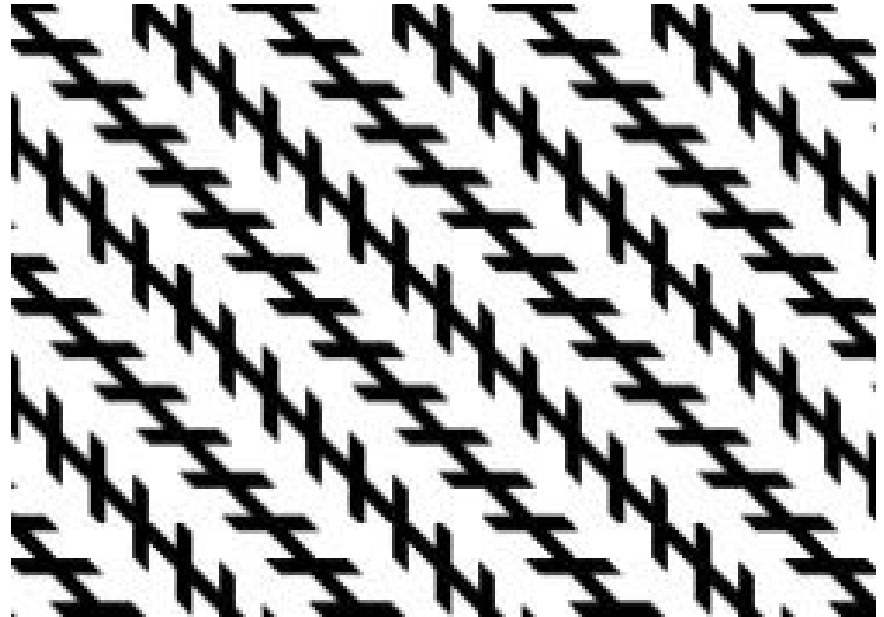
Le motif de Kanizsa



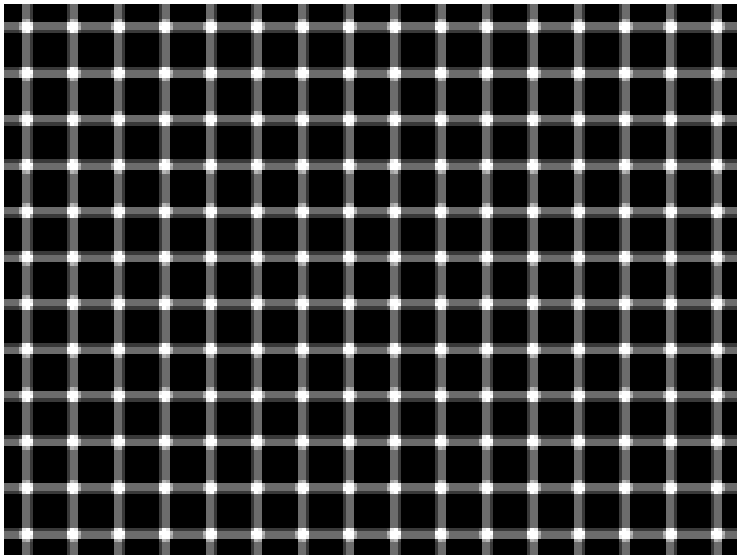
La spirale de Fraser



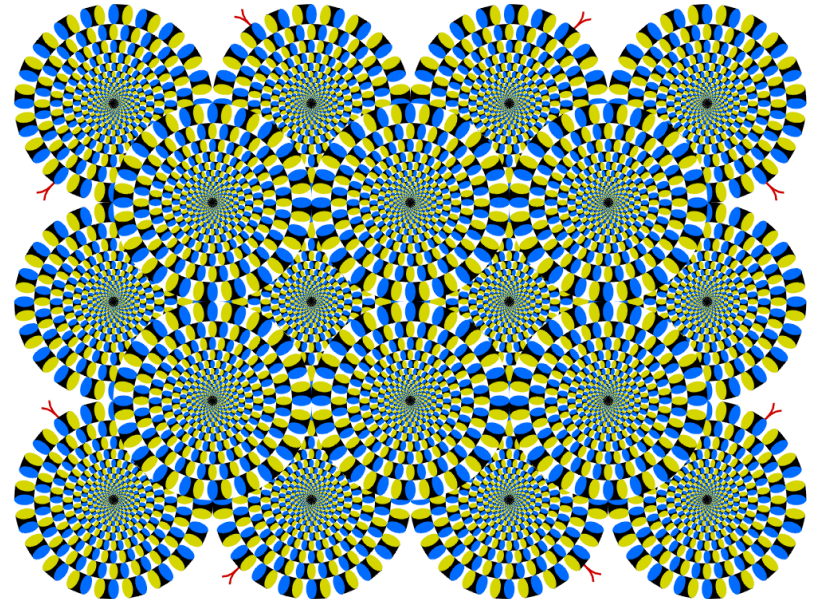
L'illusion de Zollner



Grille De Scintillement de E. Lingelbach



Mouvement de Kitaoka



Attention à la machine

Il existe de nombreux exemples de **situations complexes** où le processus de reconnaissance de la machine peut être pris en défaut :

- **Description des lettres** : par exemple B et 13 ont une forme similaire
- **Corrections des fautes d'orthographe**
- **Distinction entre le fond et la forme**
- **Information trop dégradée...**



Généralement :
Processus d'**apprentissage** pour essayer de **reconnaître** et d'**interpréter** ces situations en fonction d'une **vérité terrain**

1.2 Historique

Fin des années 50 : *cybernétique et neurophysiologie*

Le *perceptron* est la première tentative d'implémentation d'un Processus de reconnaissance artificielle

Années 60 : *théorie de la décision de Bayes*

Le modèle statistique

Années 70 : *théorie des langages*

Le modèle syntaxique

Années 80

Démarche structurelle (combinaison numérique et système à base de connaissances)

Réseaux connexionnistes (contraintes neurobiologistes et techniques d'apprentissage)

Années 90

Le paradigme cognitiviste

Années 2000

Gestion de la connaissance, fusion de classificateurs

Remarque :

Au départ, la RF est surtout du ***traitement du signal***

- Test de la présence d'un signal (capteurs),
- Traitement de la parole (signal 1D),
- Identification de sources multiples (fusion),

et progressivement (avec les avancées technologiques, l'augmentation des capacités de stockages et des performances des ordinateurs)

des tâches plus complexes ont pu être traitées :

Vision, télédétection, multimédia, passage à l'échelle...

1.3 Domaines d'application

- **Traitement du signal 1D**

- **Reconnaissance de la parole**

- Bureautique - commande vocale - transcription automatique - aide téléphonique

- **Reconnaissance du locuteur**

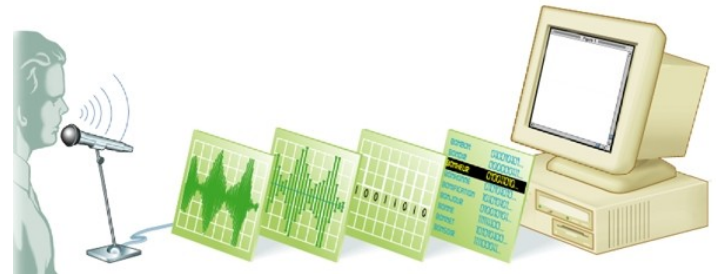
- Banques - commerces - authentification

- **Traitement électrocardiogramme, électroencéphalogramme**

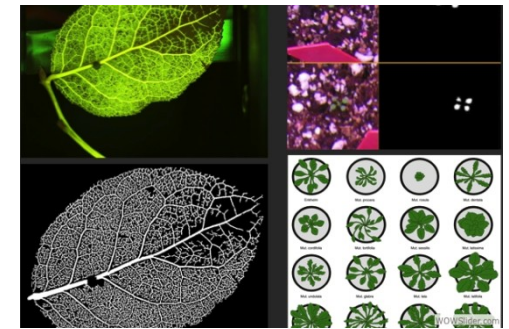
- Médecine

- **Traitement des réponses radar**

- Militaire



- **Analyse des images**



- **Reconnaissance de textes**

Bureautique - tri postal - lecture de formulaire

- **Reconnaissance biométrique (iris, empreinte digitale)**

Banque - police

- **Analyse de radiographies**

Médecine - échographie - comptage de cellules

- **Identification d'objets**

Militaire - tri d'objets - robotique - reconnaissance de symboles

- **Détection de défauts**

Contrôle qualité

- **Analyse de photos satellites**

SIG - météorologies - agriculture - cartographie - surveillance

- **Traitement des « patterns » multisources**

- **Diagnostic de pannes**

- Industrie

- **Base de données multimédia**

- Genres de vidéo

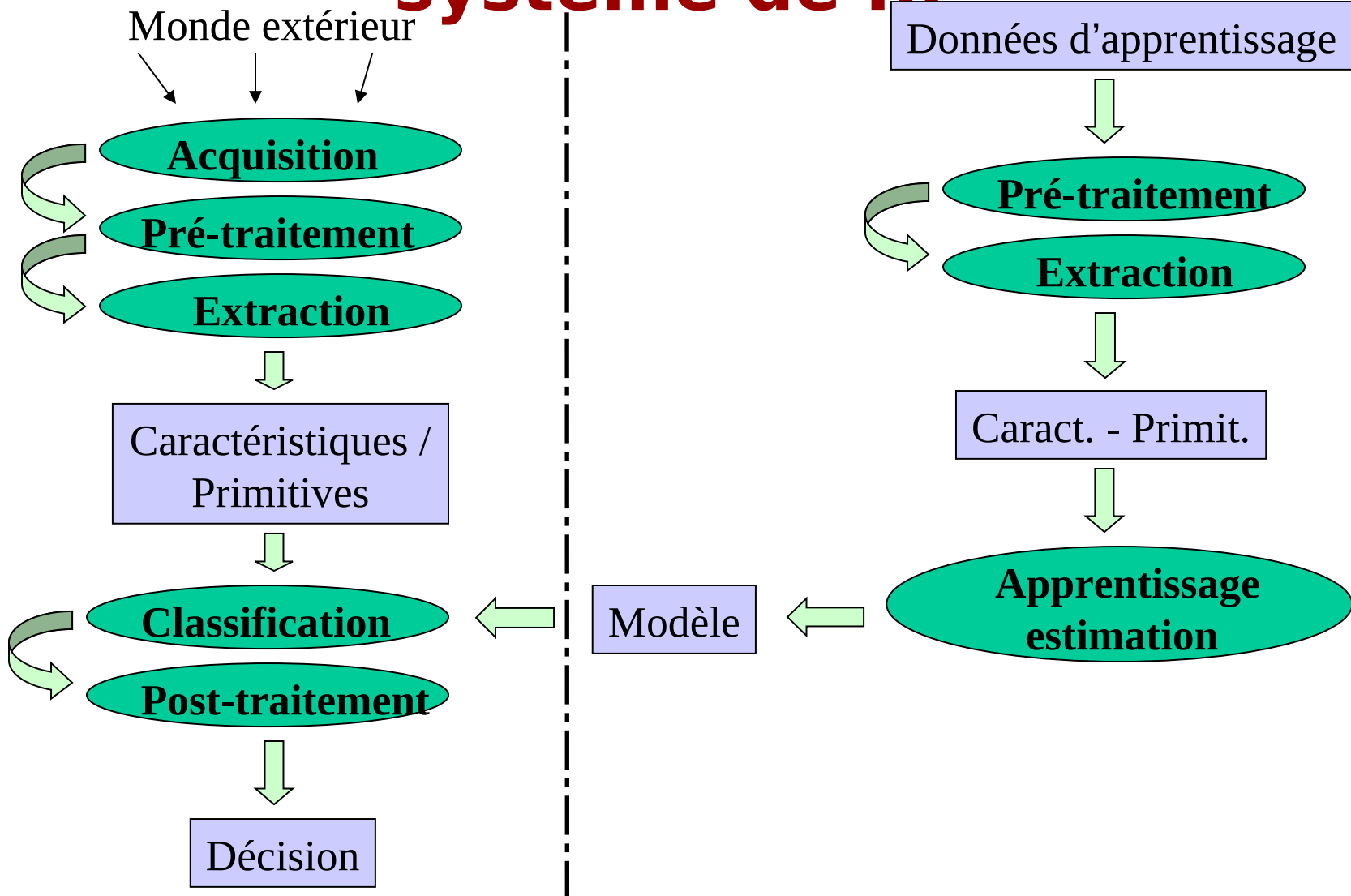
- **Reconnaissance d'un sportif**

- Sciences sociales

- **Situation critique en bourse**

- Gestion - économie

1.4 Etapes principales d'un système de RF



Acquisition des données (capteurs)

- **Mesures** de paramètres (variables) physiques

Points clefs :

épaisseur de la bande, résolution, sensibilité, distorsion, rapport signal/bruit, temps d'acquisition, ...

Pré-traitements

- Suppression du bruit
- Isolation de zones d'intérêt (« pattern »)

Extraction de caractéristiques/primitives

- Trouver une nouvelle représentation

Apprentissage et estimation

- Apprentissage d'une corrélation entre les caractéristiques et les *regroupements* de « pattern »

Classification

- Attribution d'un « pattern » à une *classe* à partir des caractéristiques et d'un ou plusieurs modèles

Post-traitements

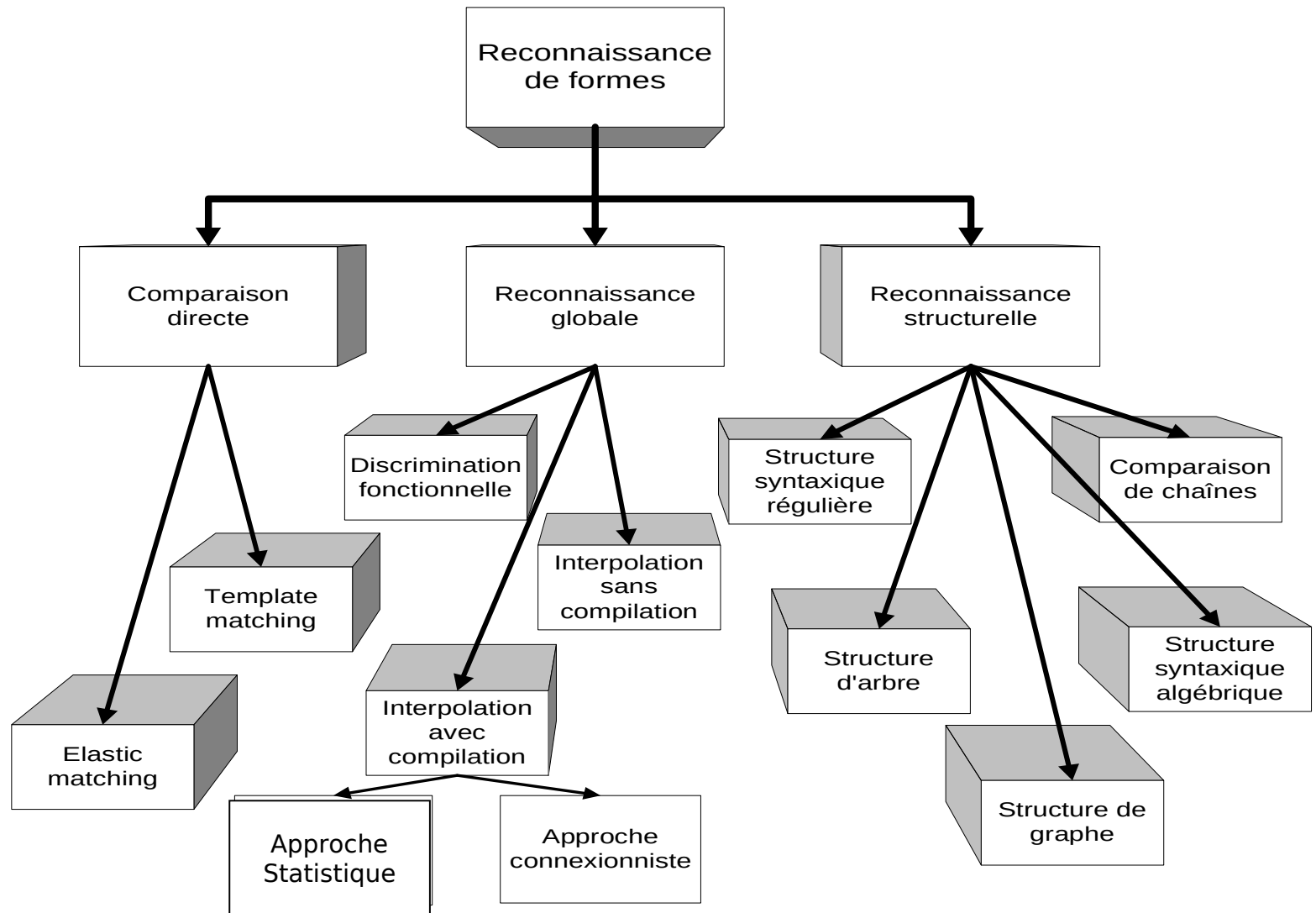
- Evaluation de la *confiance* dans les décisions
- Exploitation du *contexte* pour améliorer les performances
- *Combinaison/sélection* d'experts

1.5 Principaux modèles de RF

On parle souvent de :

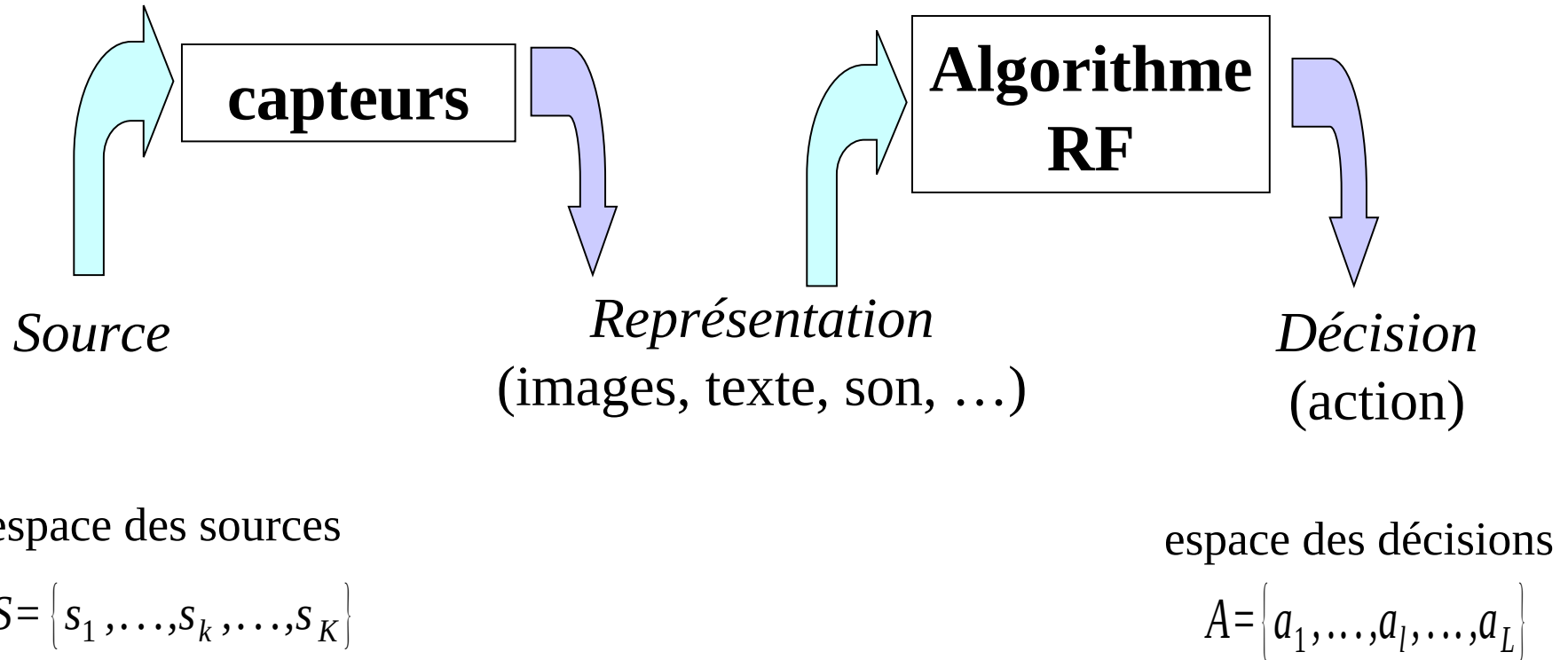
- RF **statistique** (données numériques)
- RF **syntaxique** ou **structurelle** (symbolique, graphes)
- RF fondée sur des systèmes à **base de connaissances**
(règles numériques ou symboliques, connaissance experte à modéliser \Rightarrow vers l'interprétation)
- RF **hybride** (mixte entre plusieurs modèles de natures différentes)

La plupart du temps les modèles sont guidés empiriquement par les données et/ou le type de problème à résoudre en fonction d'une expertise du domaine.



1.5.1 Méthodes de comparaison directe

« Template matching »:
Corrélation, RdN, ...



⇒ Cours traitement d'images (reconnaissance de caractères)

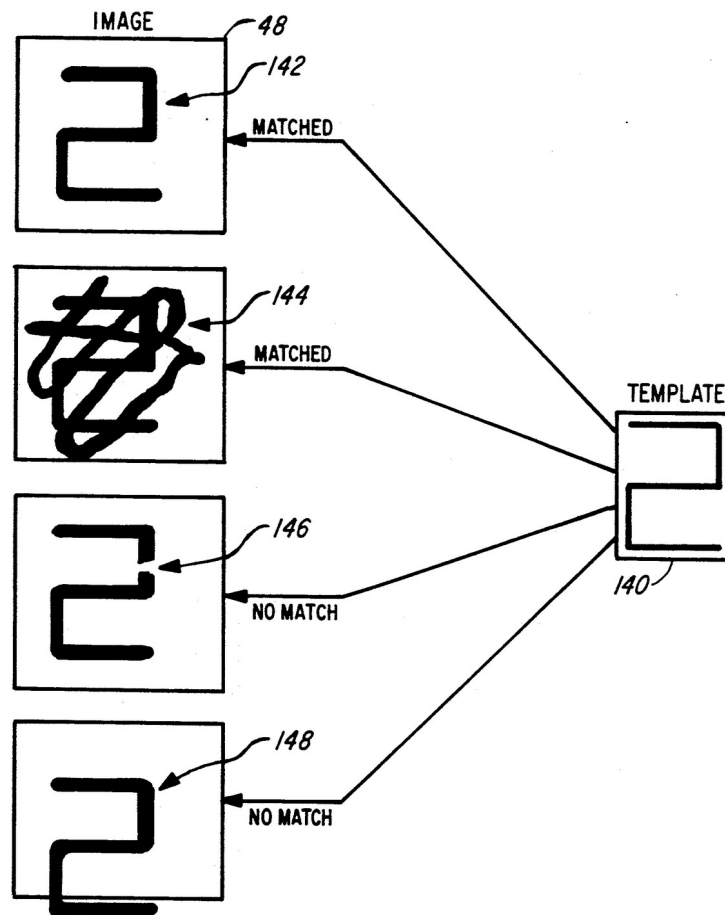
1.5.1 Méthodes de comparaison directe

U.S. Patent

Dec. 31, 1991

Sheet 11 of 11

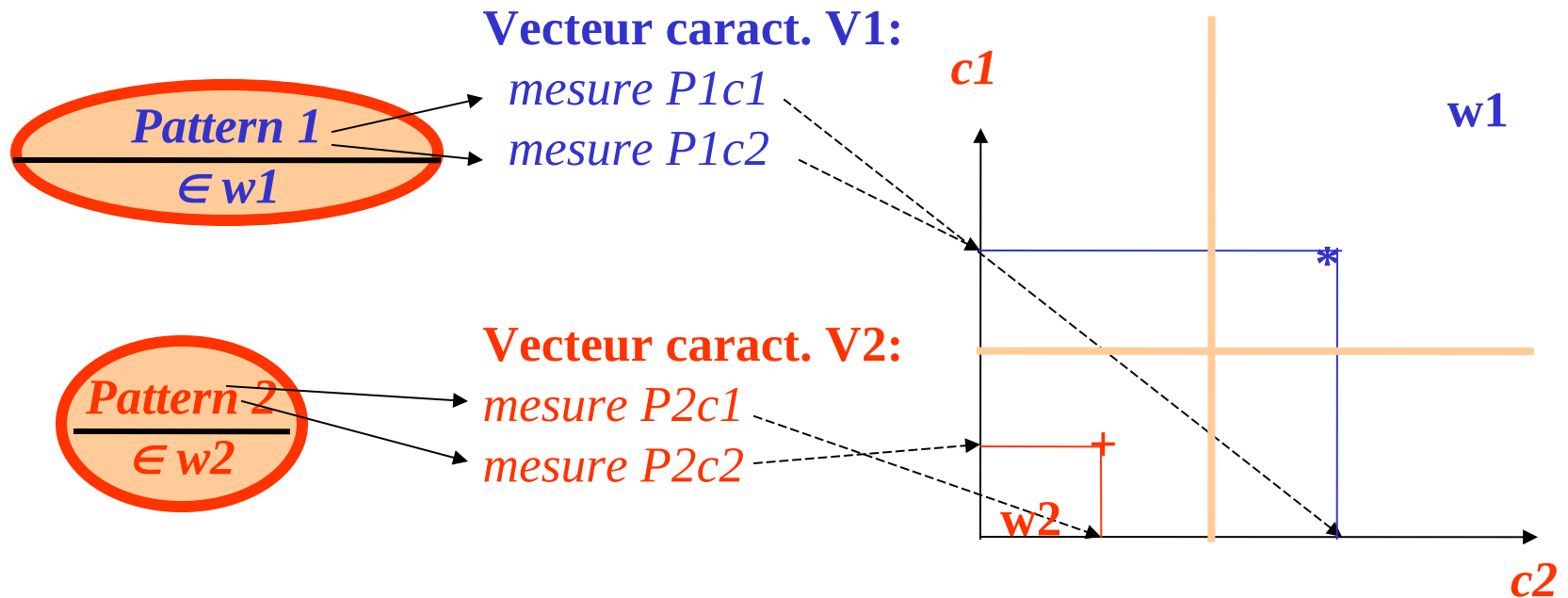
5,077,805



1.5.2 Méthodes de reconnaissance globale

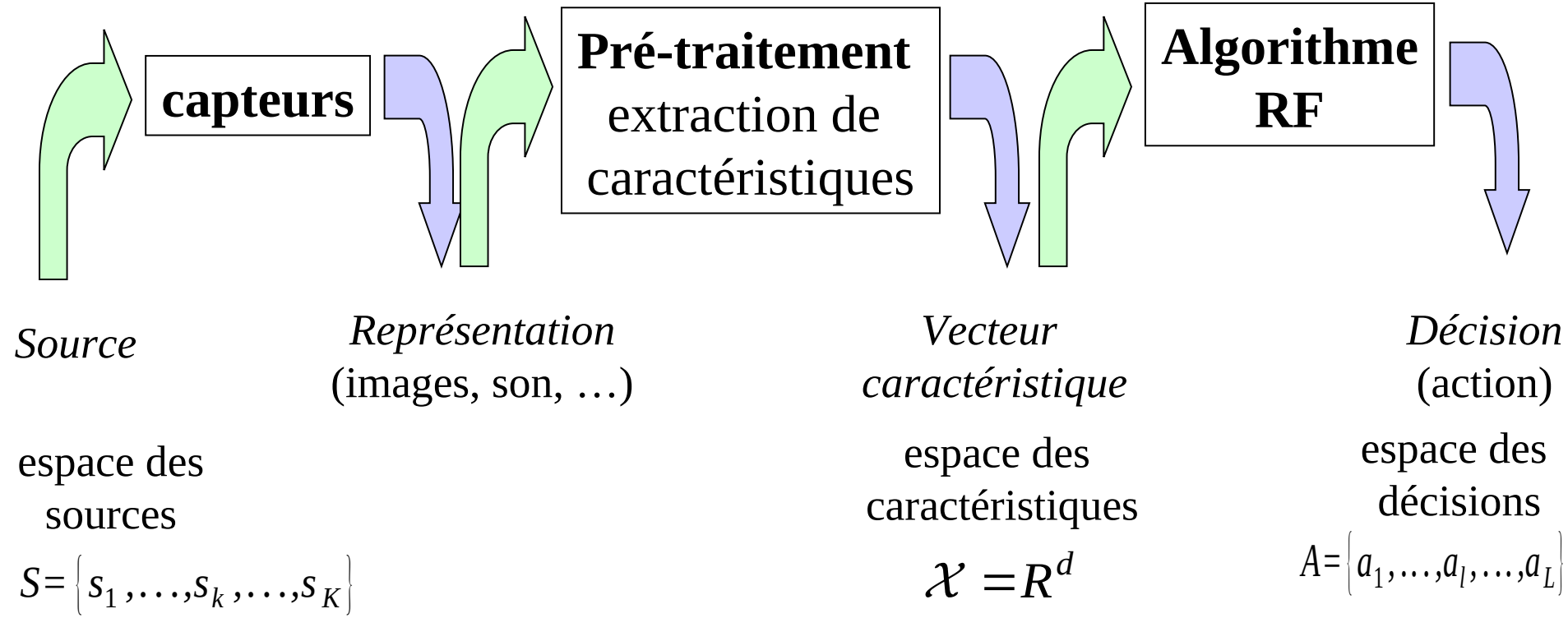
On appelle **caractéristique** une information qui peut être mesurée sur le « pattern » à reconnaître.

Le **vecteur caractéristique** est composé de plusieurs (ou d'une) caractéristiques choisies pour représenter le « pattern » (espace de représentations)

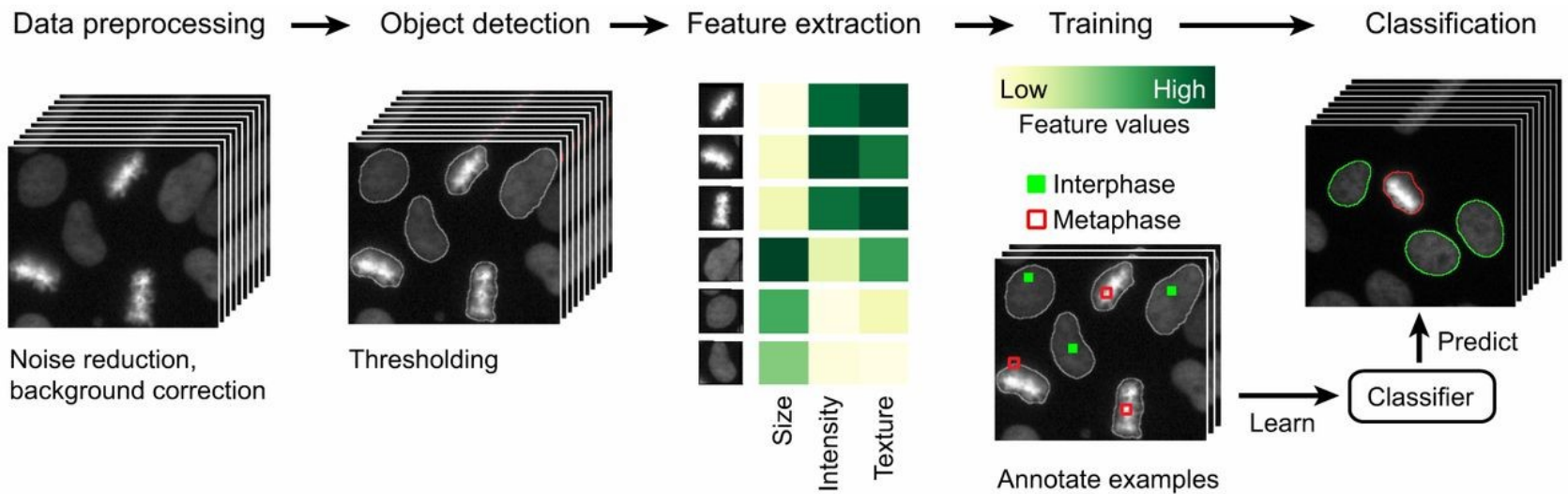


Applications : Image (surface + périmètre), Machine (température + pression), Texte ...

Discrimination, caractérisation :
SVM, Bayes, Parzen, k-ppv,
Moyenne-mobile,...



Exemple : reconnaissance de cellules dans des images microscopiques

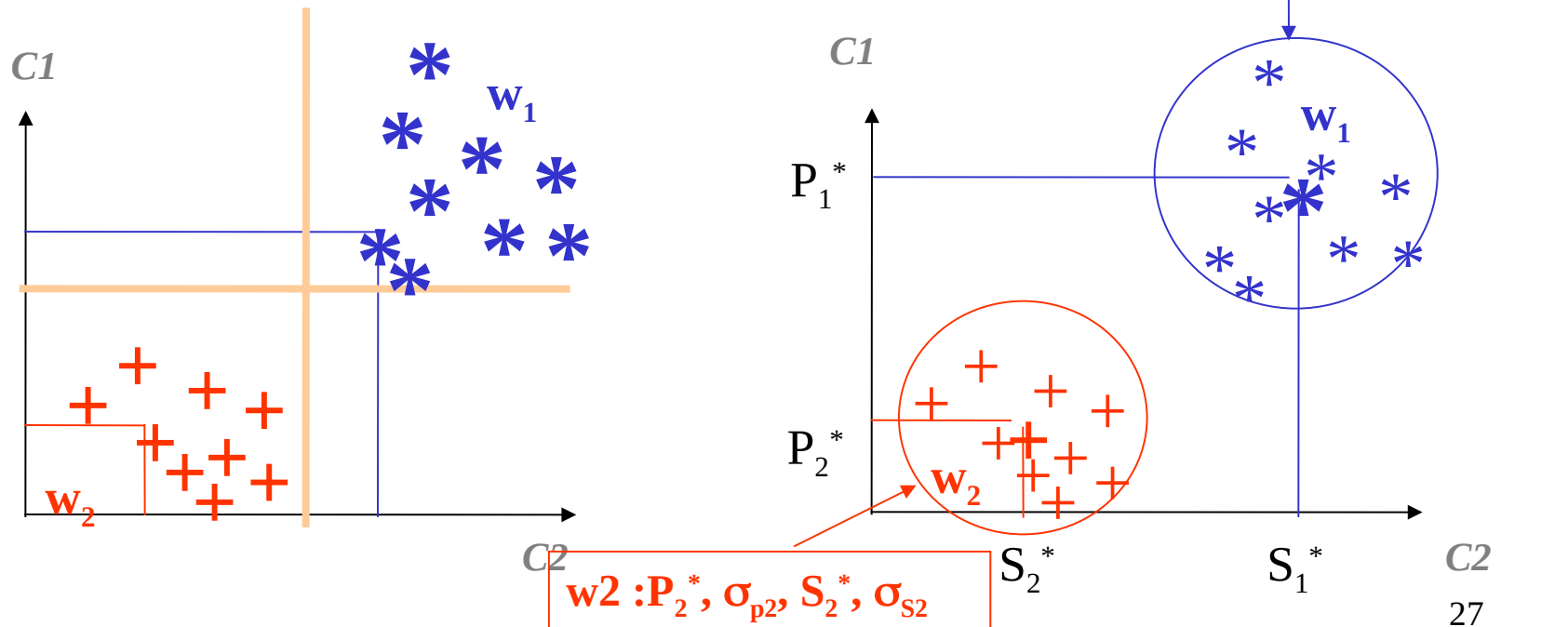


- **En extension (caractérisation) / approche prototype :**

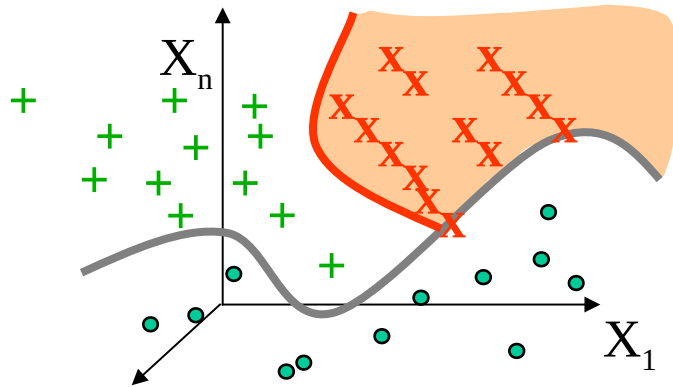
- *Un ou plusieurs exemplaires* : prototypes de la classe (K-ppv)
- Ensemble d'exemplaires « résumés » : modèle de la classe (gaussienne)

- **En intension (discrimination) / approche frontière :**

- Un sous-espace de R_n
- Une *frontière* entre les formes

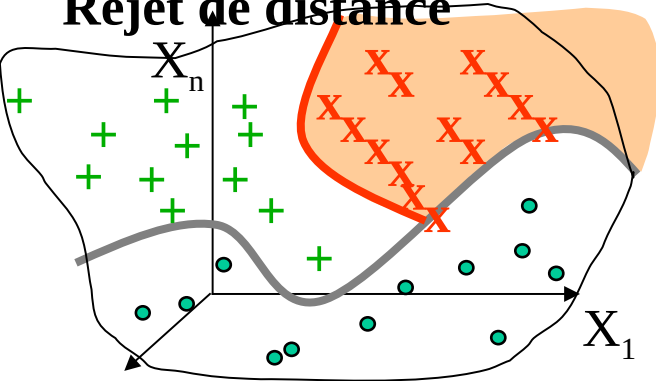


prototypes

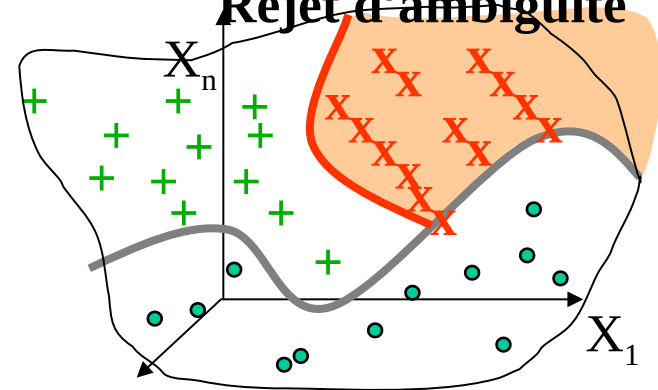


Frontière de décision
 fonction $b(x)=0$
 telle que $D(x-e) \neq D(x+e)$

Rejet de distance



Rejet d'ambiguïté



Variabilité intra-classe et séparabilité des classes :

Minimiser la distance **intra-classe**

Maximiser la distance **inter-classes**

Cas général : d dimensions pour d caractéristiques

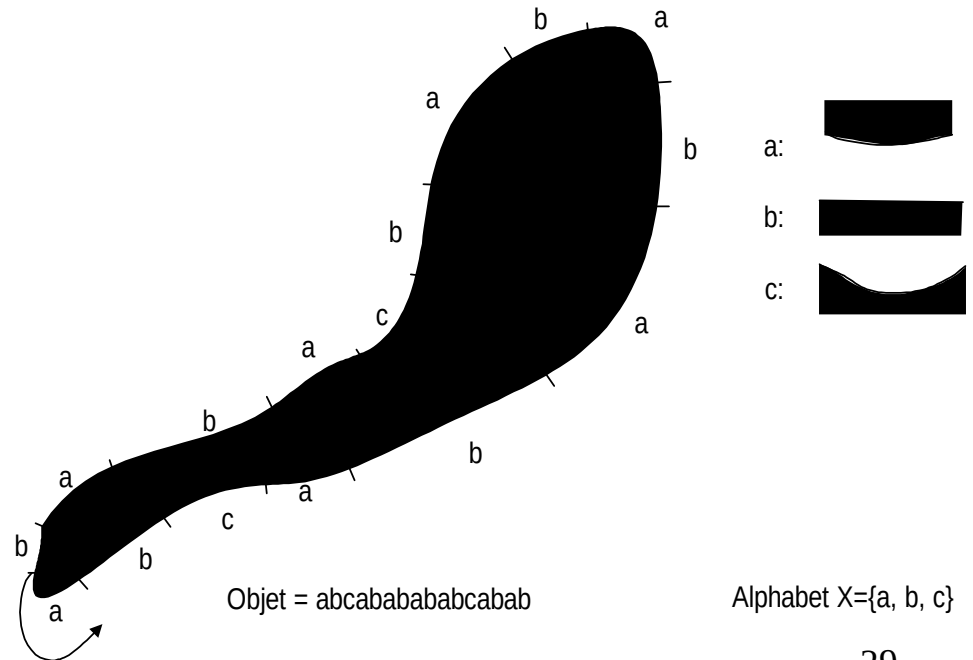
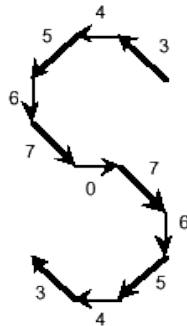
1.5.3 Méthodes de reconnaissance structurelle

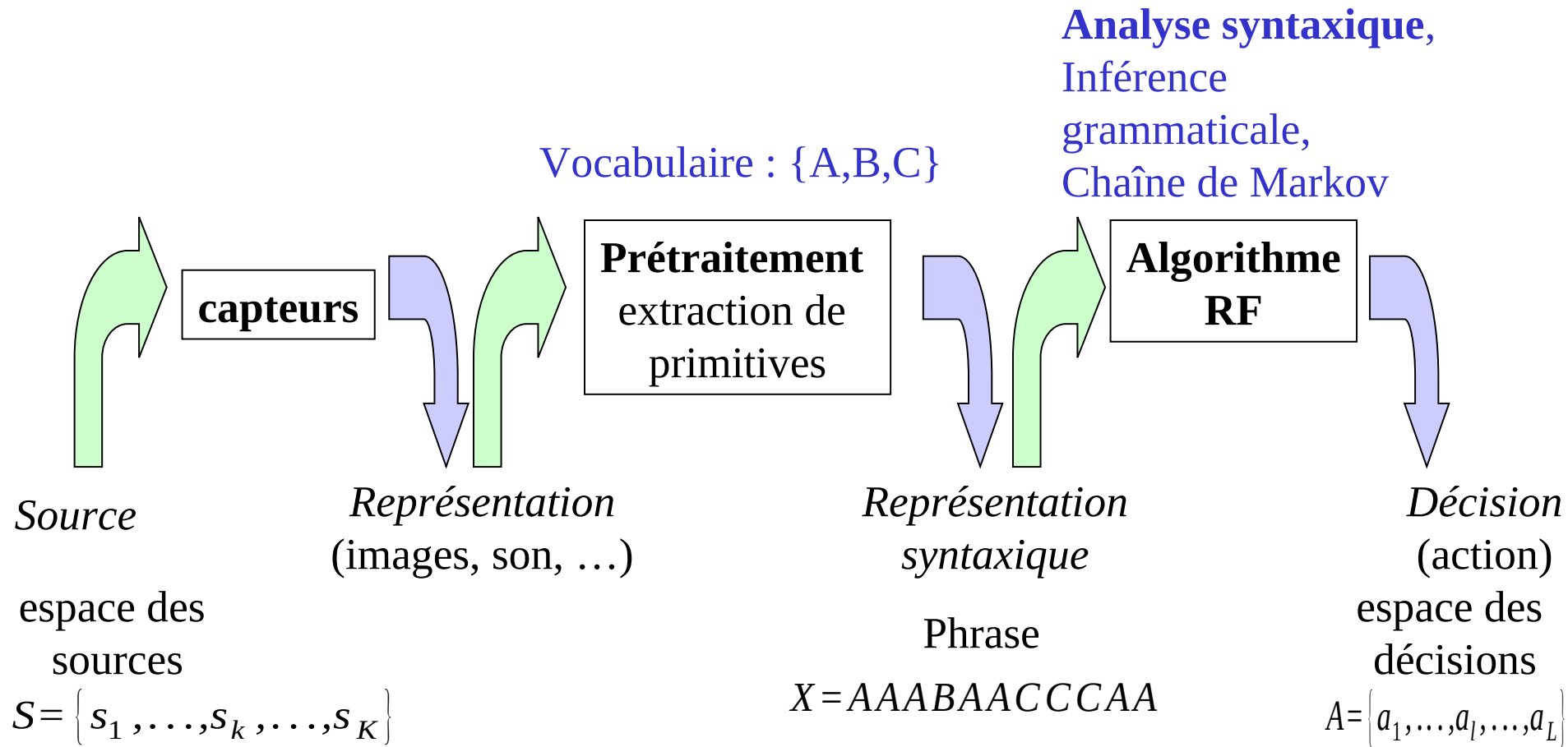
On appelle **primitive** une composante élémentaire d'une forme. Les primitives ne sont pas décomposables (un segment de droite, une boucle, un phonème...)

Exemple :

- patte (/pat/), cote (/kɔt/) et côte (/kot/),

Lettre S formée de segments
(munis des codes de Freeman) :





Autres modèles \Rightarrow appariement de graphes (description, apprentissage...)

Méthodes statistiques vs structurelles

Méthodes statistiques :

- propriétés *statistiques*
 - mesures de *vecteurs* et appartenance à une « *classe* »
 - mesures (paramètres) des formes à *identifier*
- ⇒ la forme n'est pas intégrée directement et la reconnaissance se fonde sur les probabilités, les statistiques (voir le connexionnisme)...

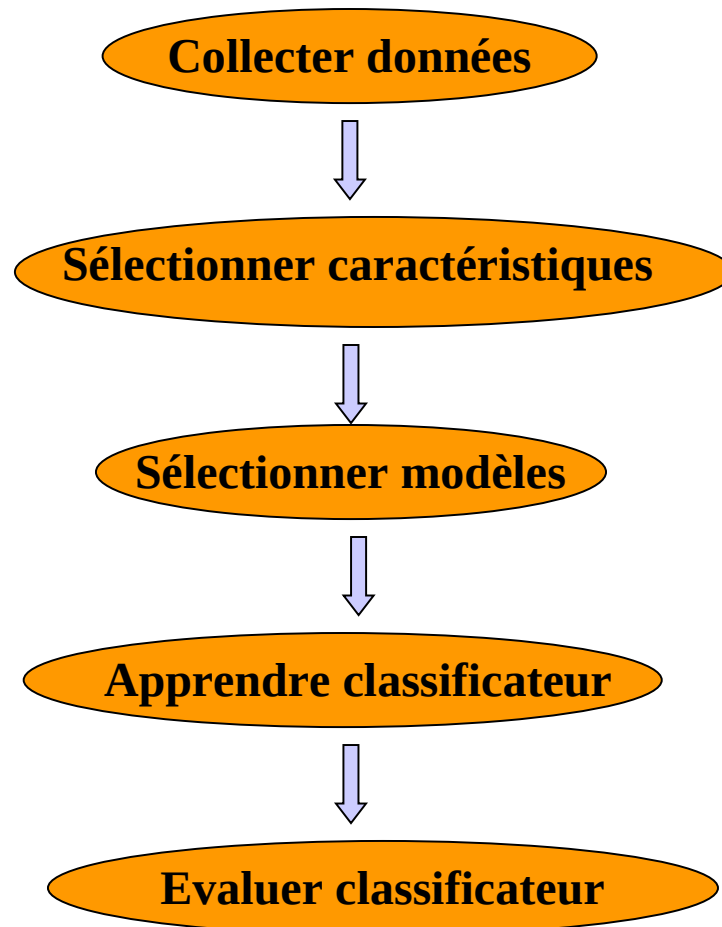
Méthodes structurelles :

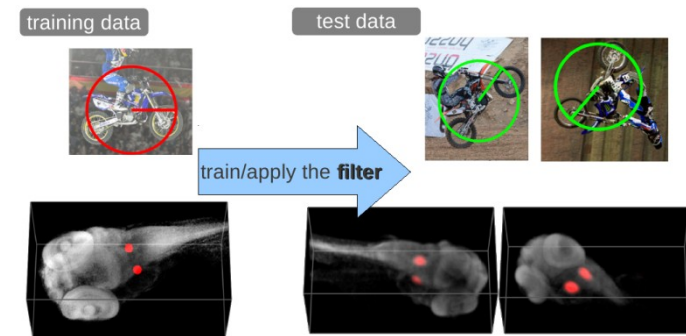
- *Structure* de l'objet
 - Éléments *structurants* (primitives) et leur *agencement* (relations spatiales, géométriques et topologiques)
- ⇒ la forme est plus fortement intégrée et la reconnaissance se fonde sur la théorie des langages, la théorie des graphes et les méthodes combinatoires
- Même si ces deux types d'approches sont fondamentalement différents, leur **confrontation** permet d'envisager une amélioration de la reconnaissance.
 - Il existe aussi des **approches hybrides** (statistique sur des éléments de structure) qui tentent aussi d'intégrer efficacement ces modèles.

1.6 Cycles de conception

Quelles sont les principales questions que l'on peut se poser lors de la réalisation d'un système de RF?

cycles





Collecter les données

- Données *d'apprentissage* et de *tests*
- Comment s'assurer que le jeu d'échantillons est assez important et représentatif?

Sélectionner les caractéristiques

- Dépendance du *domaine* et *information a priori*
- *Coût* en temps de calcul et *faisabilité*
- Caractéristique *discriminante*
 - valeurs proches pour des « patterns » proches
 - valeurs différentes pour des « patterns » différents
- Propriétés d'*invariance* à la translation, rotation et « échelle »
- *Robustesse* au bruit, occultation, distorsion, déformation et variations suivant l'environnement

Sélectionner les modèles

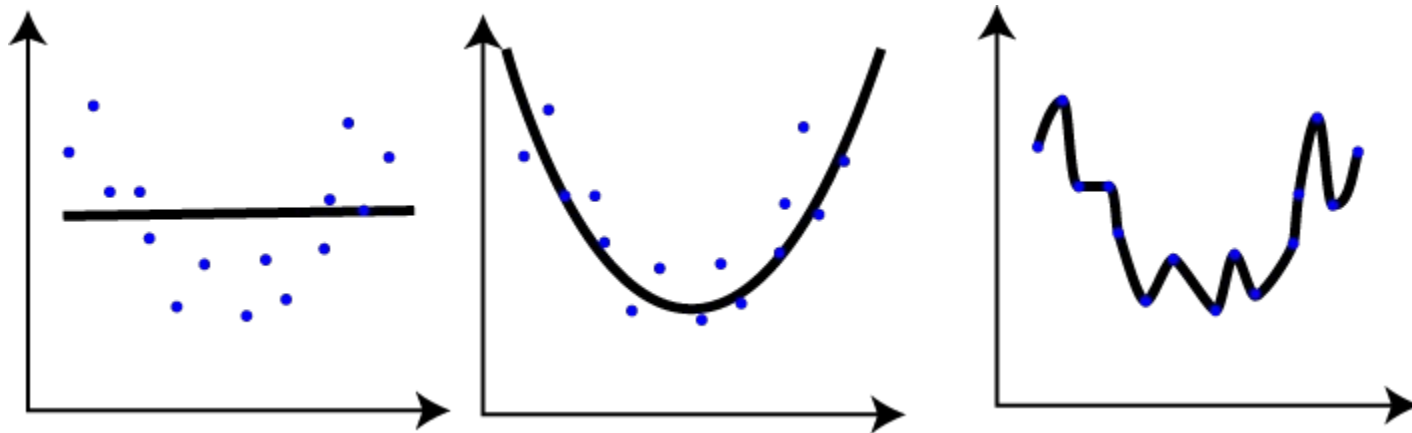
- Dépendance du *domaine* et *information a priori*
- Critères de conception (protocole)
- Modèles *paramétriques* / *non paramétriques*
- *Temps* de calcul (complexité)
- Gestion des *caractéristiques manquantes*
- *Monde* ouvert ou fermé
- *Types de modèles* : « templates », règles de décisions, syntaxique et structurelle, réseaux de neurones, méthodologie floue, modèle hybride, combinaison...
- **Comment déterminer si le modèle sélectionné est pertinent pour traiter les caractéristiques?**

Apprentissage

- **Supervisé** : un expert fournit une étiquette ou un coût pour chaque échantillon du jeu d'apprentissage
- **Non supervisé** : le système forme des groupes ou des regroupements naturels à partir des échantillons en entrée.
- **Semi-supervisé** : approche hybride combinant les deux modes d'apprentissage
- **Renforcement** : la classe cible n'est pas fournie mais l'utilisateur donne un retour de pertinence au système (réponse correcte/fausse, classement des résultats...)

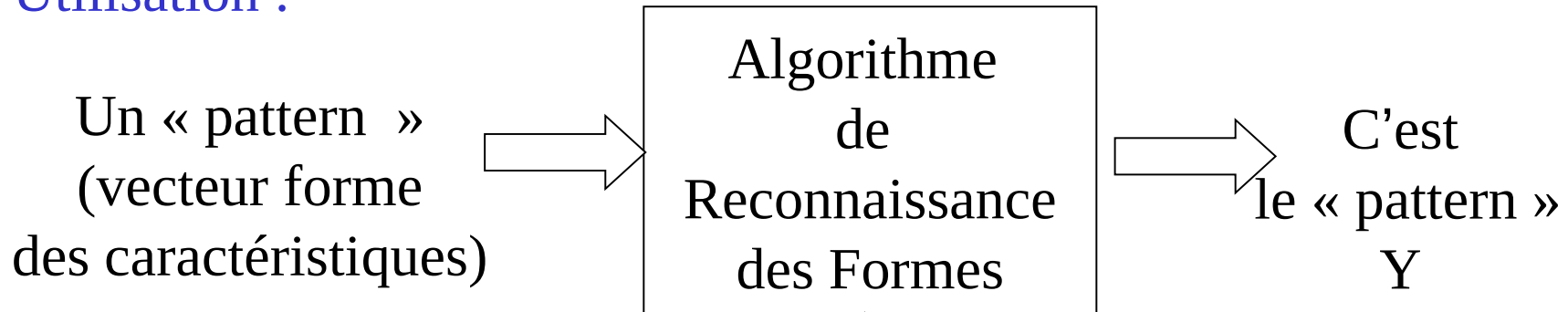
Évaluation

- Comment peut-on estimer les *performances* d'un système à partir de jeu d'apprentissage?
- Comment peut-on *prédire* les performances pour les nouvelles données?
- Problème de *sur-apprentissage* (ex : *apprentissage d'un* langage trop spécifique de programmation !) et de généralisation

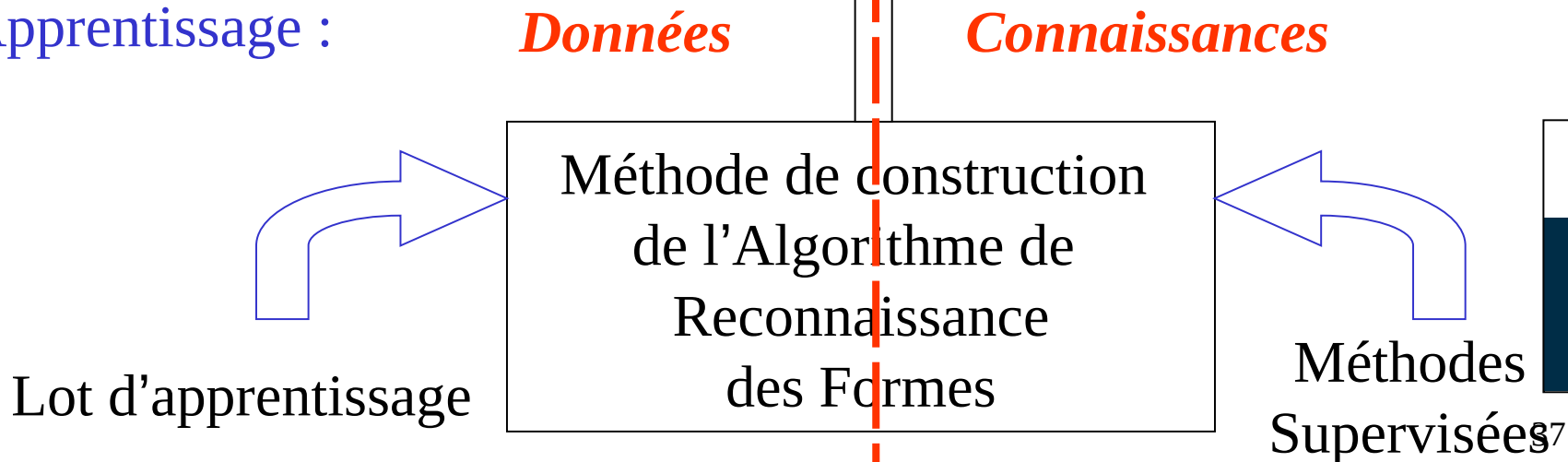


Deux points de vue : utilisateur - concepteur

Utilisation :

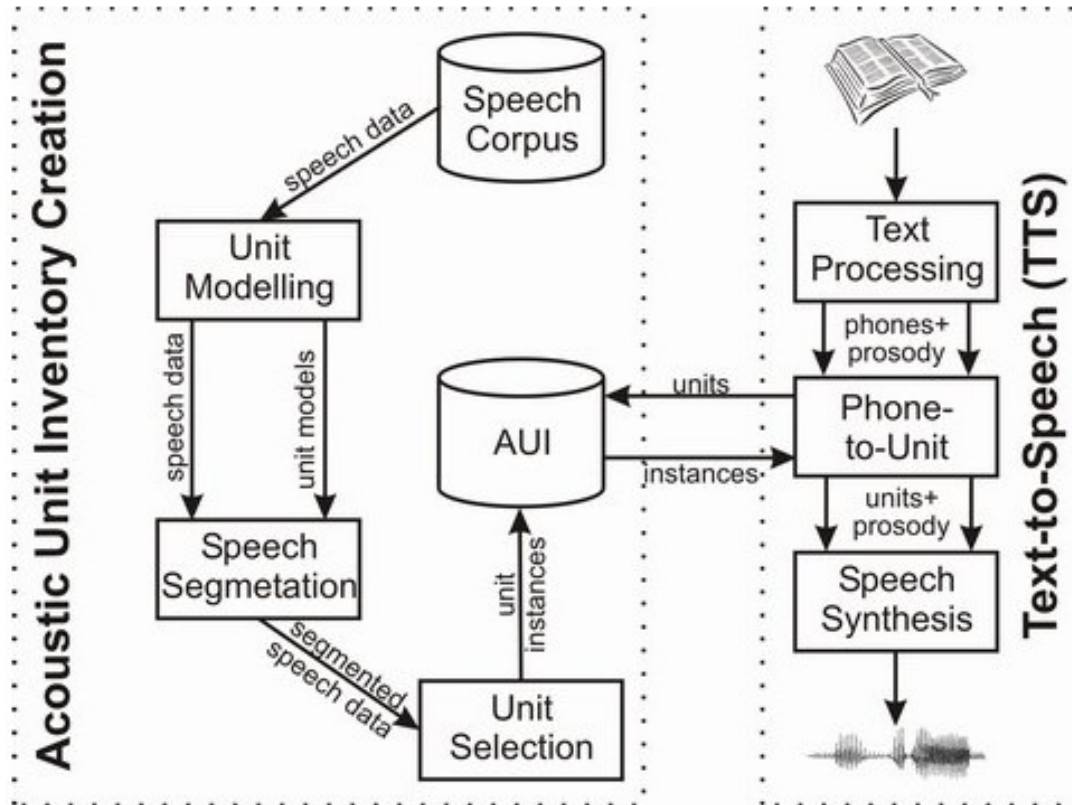


Apprentissage :

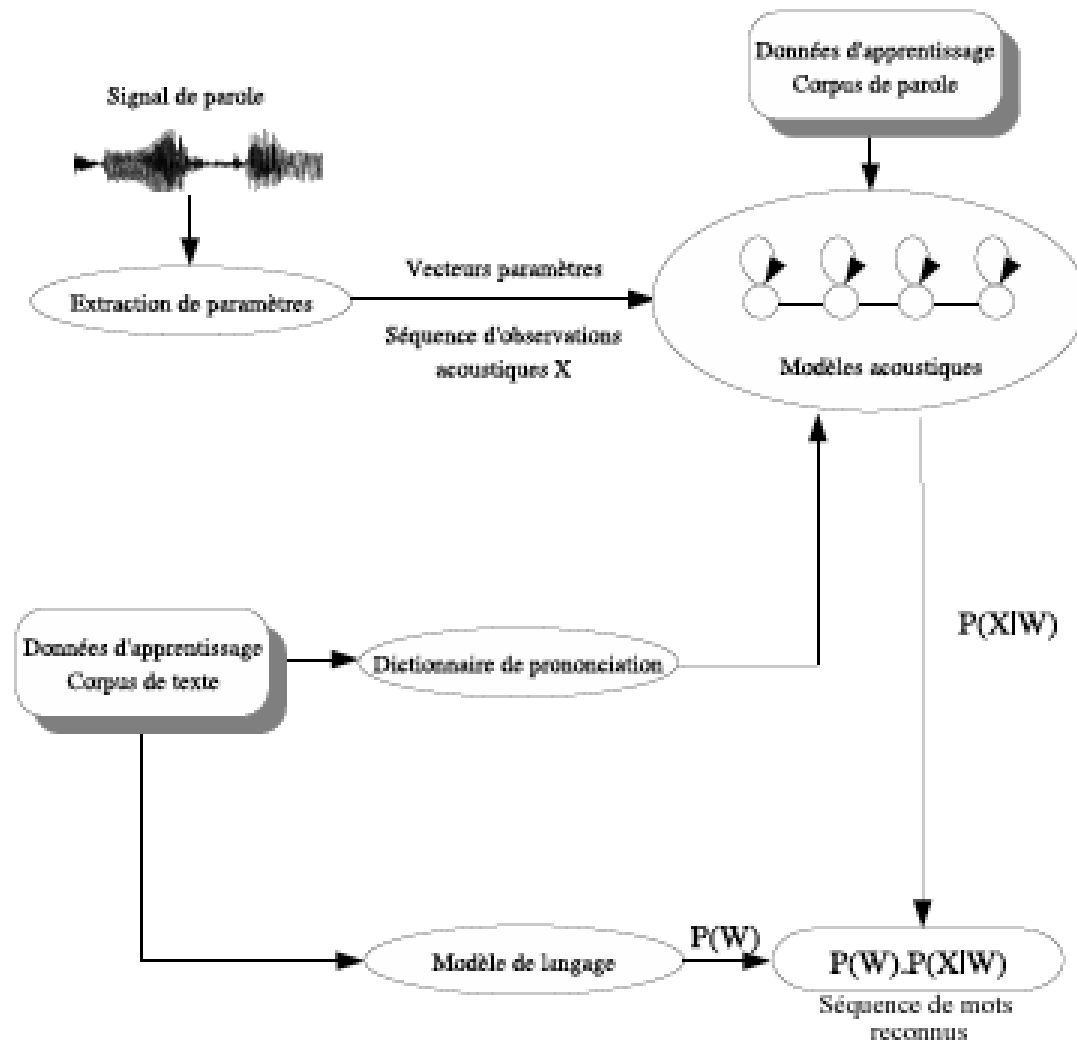


1.7 Exemples de système

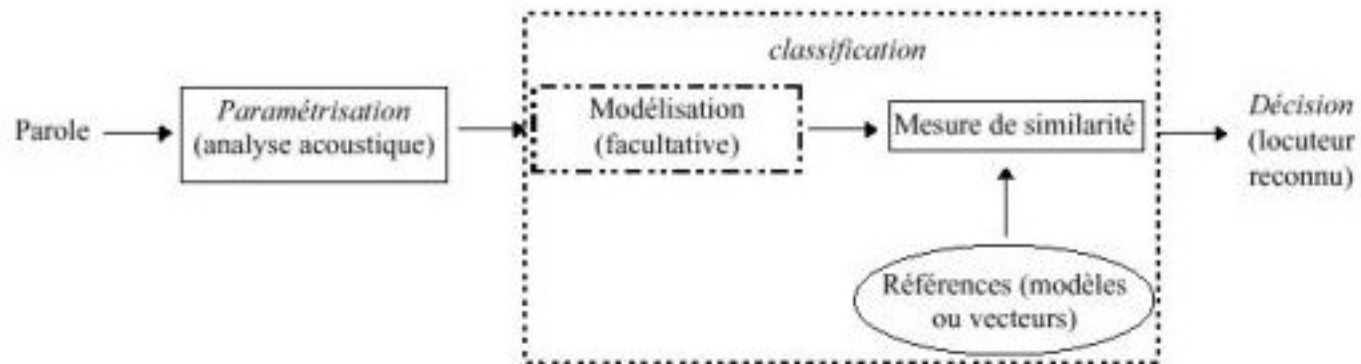
Reconnaissance texte + synthèse de la parole



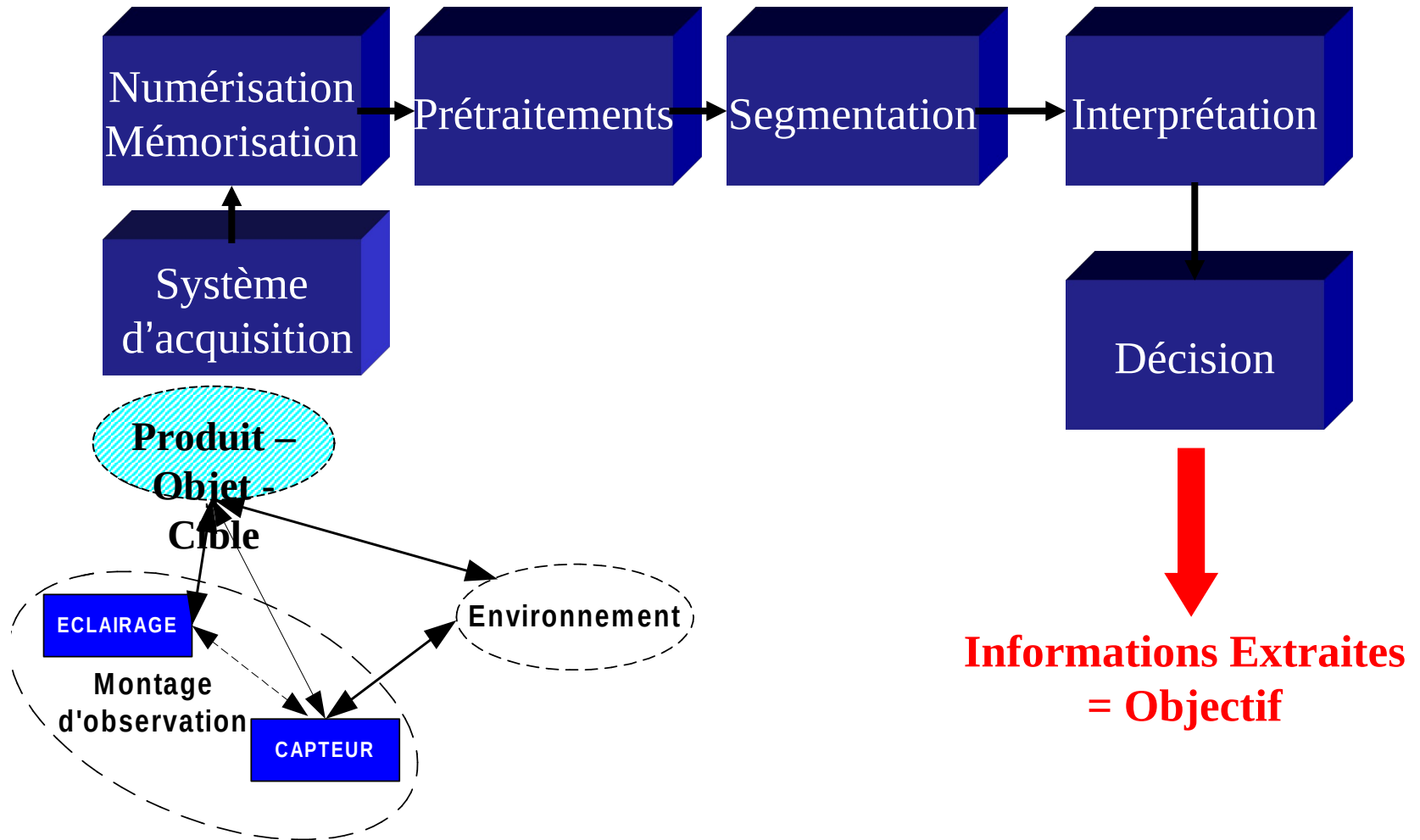
Traitement de la parole



Reconnaissance du locuteur



Modèle de vision artificielle





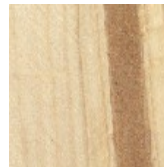
Nœud Noir



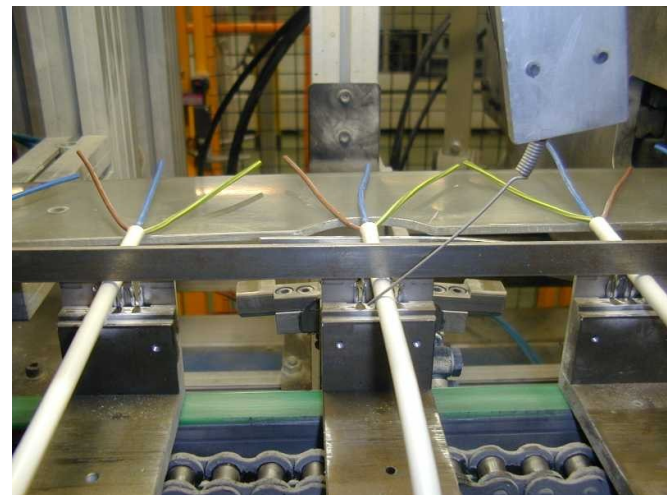
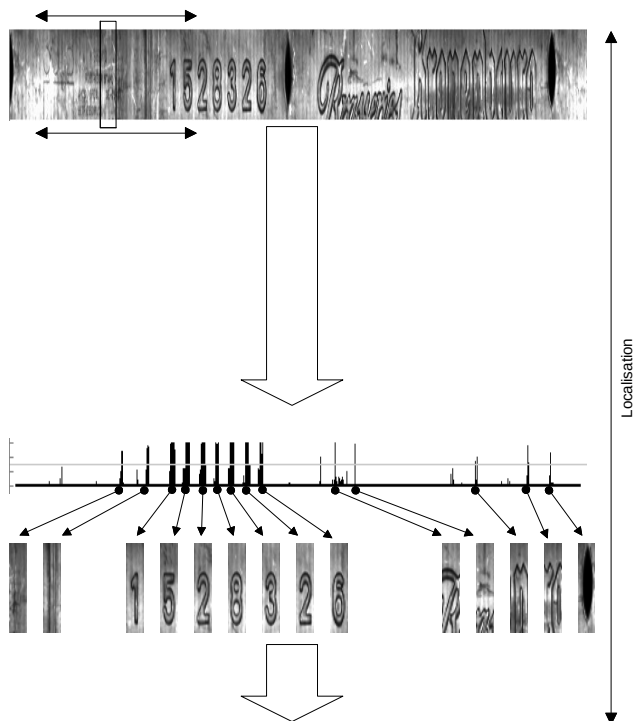
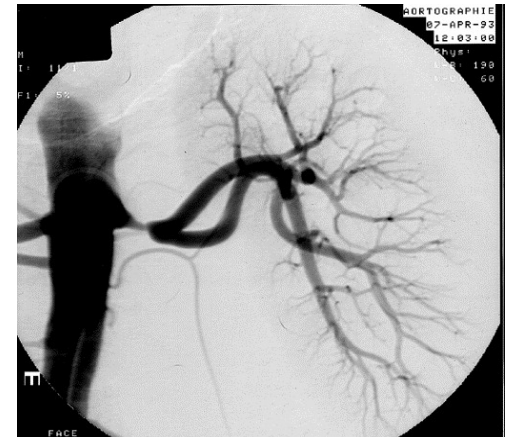
Nœud Sain



Poche de résine



Cœur



Autres exemples

Face detection (Compact CNN cascade) :

<https://www.youtube.com/watch?v=Ad6GxIR8EpU>

Real time object detection using deep learning :

<https://youtu.be/HJ58dbd5g8g?t=4m17s>

Visual recognition :

<https://visual-recognition-demo.mybluemix.net/>

1.8 Évaluation

Contexte

Nombreuses méthodologies de reconnaissance des formes :
comment les comparer?

Au départ : jeu d'échantillons d'apprentissage
⇒ construction d'un **ensemble de tests** que l'on désire
assez grand et représentatif des classes considérées

Différents modèles d'évaluation

- Matrice de confusion
- Taux de reconnaissance
- Estimation de l'erreur

Matrice de confusion

La matrice de confusion est utilisée dans un cadre de classification supervisée pour comptabiliser le **nombre d'occurrences** trouvées par classe à partir du jeu d'échantillons testé (noté vérité terrain).

ligne \Rightarrow nombre d'occurrences d'une classe référence

colonne \Rightarrow nombre d'occurrences d'une classe estimée

diagonale \Rightarrow taux de reconnaissance moyen

Exemple 1 : 2 classes C1 et C2 avec 50 occurrences par classe

Vérité\Systeme	C1	C2	Total
C1	A=30	B=20	50
C2	C=10	D=40	50
Total	40	60	100

Calcul de paramètres (2 classes)

Sensibilité relative à une classe $Sens(C_2) = \frac{D}{C+D}$

Spécificité classe $Spe(C_1) = \frac{B}{A+B}$

Nombre moyen d'erreurs $\frac{B+C}{A+B+C+D}$

Classe de rejets : C_0

Rassemble les éléments pour lesquels la prise de décision d'appartenance à une classe particulière ne se ferait pas avec une *confiance suffisante*.

⇒ Résultat trop faible, incohérent, trop ambigu, expertise...

Exercice :

Soient les deux matrices de confusion obtenues à partir de classes déséquilibrées comportant au total 1000 éléments.

Calculez le nombre moyen d'erreurs ainsi que la sensibilité et spécificité de chacune des classes. Que concluez vous?

Vérit\Syst	C1	C2	Total
C1	890	10	900
C2	50	50	100

Vérit\Syst	C1	C2	Total
C1	800	100	900
C2	10	90	100

Premier cas : 6% d'erreur ; second : 11% alors qu'une classe est peu reconnue (pondération nécessaire).

Néanmoins : spécificité et sensibilité sont différentes.

La qualité dépendra de l'objectif du système.

Critères d'évaluation (2 classes)

Taux de reconnaissance

$$T_{reco} = \frac{\text{Nombre d'éléments bien reconnus}}{\text{Nombre d'éléments testés}} = \frac{A+D}{A+B+C+D}$$

Taux de confusion (cf. taux d'erreur)

$$\mathbf{A} = \left\{ \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_I, \dots, \mathbf{a}_L \right\}$$

Taux de rejet (présence d'une classe de rejet)

$$T_{rej} = \frac{\text{Nombre d'éléments rejetés}}{\text{Nombre d'éléments testés}}$$

Fiabilité

$$Fiab = \frac{T_{rec}}{1 - T_{rej}}$$

Exercice :

Soient les trois matrices suivantes, calculez pour chacune d'elles, le taux de reconnaissance, le taux de confusion ainsi que la fiabilité.

Que concluez-vous?

M1

	C0	C1	C2
C1	10	40	10
C2	30	20	10

M1 - Résultat global plus mauvais qu'avec un « random »!

M2

	C1	C2	C3
C1	75	10	15
C2	5	80	15
C3	5	25	70

M3

	C1	C2	C3
C1	95	0	5
C2	0	100	0
C3	65	5	30

M2, M3 - Même taux de reconnaissance et de confusion... Il faut d'autres critères (spécif., variance, coef Kappa...) car une classe n'est pratiquement pas reconnue dans M2 ce qui peut être gênant suivant l'application.

Exercice :

Montrez **dans le cas général** (n classes) que : $\frac{T_{\text{rec}}}{1-T_{\text{rej}}} = \frac{T_{\text{rec}}}{T_{\text{rec}} + T_{\text{conf}}}$

Soit une matrice de confusion M avec la colonne 0 pour le rejet, on pose :

$a = \sum_{i=1,n} M_{ii}$, nombre d'éléments bien reconnus

$b = \sum_{i=1,n} \sum_{j=1,n} M_{ij}$ $c = \sum_{i=1,n} M_{0i}$, nombre d'éléments rejetés

$d = b + c$, nombre d'éléments testés

$e = d - a - c$, nombre d'éléments mal reconnus

$$1 - \frac{c}{b+c} = \frac{b+c-c}{b+c} = \frac{b}{b+c} = \frac{d-c}{b+c} \qquad \frac{a}{b+c} + \frac{d-a-c}{b+c} = \frac{d-c}{b+c}$$

Ou (par déf):

$$T_{\text{rec}} + T_{\text{conf}} + T_{\text{rej}} = 1, \text{ car indépendant}$$

Estimation de l'erreur

Globalité du jeu d'apprentissage

Vérification sur l'ensemble d'apprentissage que la reconnaissance a été bien faite.

⇒ Erreur de décision *sous estimée*. Méthode à éviter.

Apprentissage - généralisation

Découpage du jeu de test en deux sous-ensembles :

- Apprentissage du système
- Généralisation pour le deuxième ensemble

⇒ En général *sur-estimation* du taux d'erreur

Leave one out

Fréquemment utilisé quand le jeu d'apprentissage N est trop petit.
Chaque élément est comparé à un système ayant appris avec les $N-1$ restants
taux d'erreur = nombre d'exemples mal classés / N

⇒ Estimateur de taux d'erreurs non biaisé
coût en temps de calcul élevé pour N grand

Validation croisée

C'est une extension du critère précédent. Le jeu d'apprentissage est décomposé en p sous-ensembles. Chacun est considéré comme un ensemble de tests pour un système s'appuyant sur un apprentissage avec les $p-1$ sous-ensembles restants.

⇒ Bon estimateur à la place du *Leave one out* quand le jeu est important
Généralement on utilise : $2/3$ et $1/3$

Rappel et précision

Principe

On considère des « **requêtes** » lancées sur une base test (fréquemment utilisé dans les systèmes de recherche par le contenu). Pour chaque requête on évalue la ou les réponses.

Soit C classes de taille quelconque et soit N_i éléments pour la classe i .

On a

$$precision_i = \frac{n_i}{k_i} \quad rappel_i = \frac{n_i}{N_i}$$

Avec n_i : nombre de candidats *pertinents* retournés

k_i : nombre de candidats retournés

D'où :

$$precision = \frac{\sum_{i=1, C} precision_i}{C} \quad rappel = \frac{\sum_{i=1, C} rappel_i}{C}$$

Interprétation

Monde « idéal » : le modèle est totalement exact

⇒ précision = rappel = 1

Toutes les réponses sont correctes et aucune mauvaise n'a été intercalée.

Réalité : problèmes complexes avec des méthodes plus ou moins précises et pertinentes

Il est important de considérer les deux mesures de performance (précision et rappel) et non une seule!

Exemple :

- Modèle très précis avec un score de précision de 0,95 mais très peu performant avec un rappel de 0,15 (uniquement 15% de bonnes réponses retournées).
- Rappel très fort avec 95 de réponses pertinentes mais précision de 0,15 (de nombreuses réponses incorrectes ont été renvoyées en plus des pertinentes)

Combinaison des deux mesures

F-mesure ou F-score :
$$F = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{rappel}}{\text{precision} + \text{rappel}}$$

Cette mesure (notée F_1) donne autant de poids à la précision qu'au rappel

Cas général :
$$F_\beta = (1 + \beta^2) \times \frac{\text{precision} \times \text{rappel}}{\beta^2 \times \text{precision} + \text{rappel}}$$

Les mesures $F_{0,5}$ et F_2 sont les plus souvent utilisées
(précision puis rappel deux fois plus importants)

Bull's eyes score

Comptabilisation des résultats en prenant en compte deux fois plus de réponses que le nombre d'éléments de la classe considérée

Exercice :

On considère le résultat d'une requête Q1 (N=10 et K=10) :

Q1 [1 1 0 1 0 1 1 1 0 0] 1 0 0 1 0 0 1 1 0 0

avec 1 : réponse correcte, 0 : non

Calculez : Précision, Rappel, F_1 et Bull'eye score

Que concluez-vous?

$$precision_{Q1} \left[1, 1, \frac{2}{3}, \frac{3}{4}, \frac{3}{5}, \frac{2}{3}, \frac{5}{7}, \frac{3}{4}, \frac{2}{3}, \frac{3}{5} \right]$$

$$rappel_{Q1} \left[\frac{1}{10}, \frac{1}{5}, \frac{1}{5}, \frac{3}{10}, \frac{3}{10}, \frac{2}{5}, \frac{1}{2}, \frac{3}{5}, \frac{3}{5}, \frac{3}{5} \right]$$

Précision et rappel : 60% ; idem pour F_1 (n'apporte rien dans ce cas)

Bull'eyes score : 100% ; réellement une bonne mesure?

Classes déséquilibrées

Lorsque les classes sont déséquilibrées, les ***courbes rappel/précision*** (obtenues en considérant différentes valeurs de k) peuvent être biaisées

Une *mesure proche* (« *efficacité* ») est souvent calculée dans ce cas :

$$\begin{aligned} \frac{n}{N} \quad \text{si } N \leq K \\ \frac{n}{K} \quad \text{sinon} \end{aligned} \quad \text{rappel}$$
$$\eta_K = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \text{précision}_k$$

Notion de faux positifs et faux négatifs

Habituellement (vérité terrain) :

- Forme retournée reconnue
- Forme équivalente retournée mais non reconnue

Un ***faux positif*** (resp. négatif) ou fausse alarme est le résultat d'une prise de décision à deux choix (+/-), **déclaré positif, alors qu'il est en réalité négatif**

Exemple :

« un message correct considéré comme nuisible par le filtre anti-spam »

Il est important de prendre en compte *l'existence* des faux positifs et négatifs dans les mécanismes de classification automatique.

Remarque :

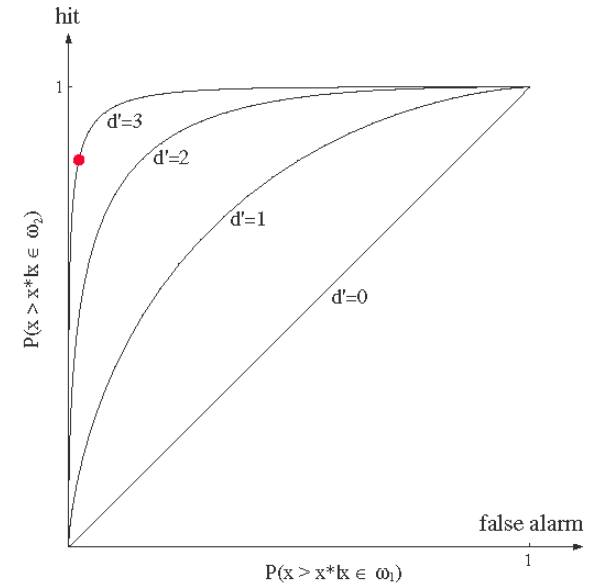
Il existe aussi de nombreuses autres mesures prenant en compte le côté compact/discriminant des requêtes en pondérant les rangs (ranking) des différentes réponses pour mieux comparer les méthodes Q1 [1 1 1 1 1 0 0 0 0 1] et Q1' [1 0 0 0 1 0 0 1 1 1]

Autres critères

Receiver Operating Characteristic (ROC)

Si un paramètre est utilisé dans la **décision** (par exemple un seuil), la courbe générée en considérant les valeurs du paramètre est appelée courbe ROC.

Elle permet de *comparer* et d'estimer le côté *discriminant* des différentes méthodes.



Au niveau de l'application

- *Rapidité* de la prise de décision
- *Paramétrage* (nombre de paramètres)
- *Durée* de l'apprentissage

Les critères de reconnaissance sont souvent intégrés dans le processus d'apprentissage pour affiner la décision.

Ils s'intègrent obligatoirement dans l'étude comparative.

1.9 Conclusion

- Le « No Free Lunch Theorem » dit qu'en *l'absence d'information* a priori sur le problème à traiter, il n'y a pas d'algorithme d'apprentissage supérieur à un autre !
- Le « Ugly Ducking Theorem » dit qu'il n'y a pas d'ensemble de caractéristiques meilleur qu'un autre pour l'ensemble des problèmes (ou en l'absence d'a priori sur la nature du problème).
- La *qualité* d'un ensemble de caractéristiques dépend donc du *problème*.
- Ensemble ces deux théorèmes nous disent qu'il n'y a tout simplement pas d'algorithme ou ensemble de caractéristiques *universellement* meilleur.
- La théorie et les algorithmes ne suffisent donc pas! Il faut connaître le problème.

Les *modèles génériques* sont limités car la reconnaissance des formes est fortement liée à la perception humaine et il n'existe pas de *solution universelle*.