

Reconnaissance des formes



Cours 5

Introduction





Introduction



■ La reconnaissance des formes

- Consiste à identifier ou classer des « formes » ou objets en se basant sur certaines de leurs caractéristiques
 - L'évolution des êtres vivants et de l'homme en particulier depuis des millions d'années a mis en place des mécanismes de RF qui nous sont indispensables
 - Par ex : loup vs. lièvre
 - La RF est maintenant utilisée dans une multitude de sphères d'activités

Introduction

Applications de la RF



■ Robotique/industrie

- Assemblage (reconnaissance de pièces)
- Contrôle de qualité
- Véhicule autonome, etc.

■ Télédétection

- Météo (tempête, ouragan...)
- Identification et suivi des cultures, des forêts, des réserves d'eau
- Cartographie
- Analyse des ressources terrestres
- Pollution

■ Médecine

- Analyse d'images médicales
- Échographie, IRM(Imagerie par Résonance Magnétique), Microscope (histologie) etc. pour détecter des tumeurs, cellules cancéreuses ou autres maladies
- Analyse de l'ECG à des fins de diagnostic

Introduction

Applications de la RF



■ Application militaire

- Guidage de missile (reconnaissance d'une cible et du terrain)
- Reconnaissance aérienne (espionnage)

■ Bureautique

- Reconnaissance de texte par ordinateur (OCR)
- Analyse de document
- Reconnaissance de la parole

■ Sécurité

- Identification des empreintes digitales (iris, main)
- Reconnaissance de visage
- Authentification de la parole
- Identification de signature

■ Autres

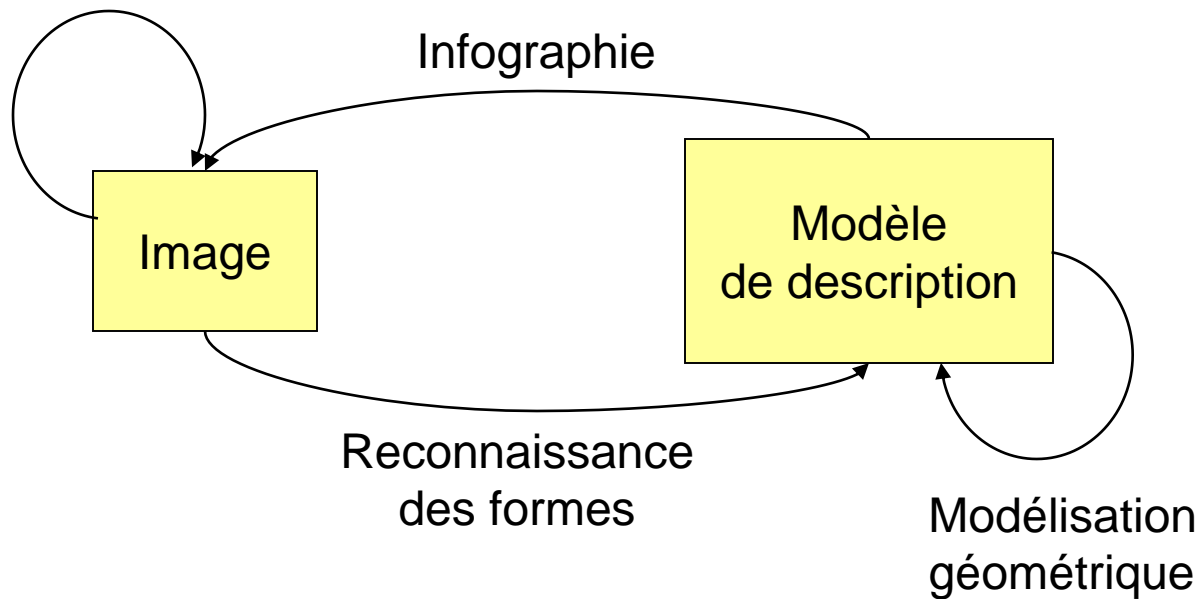
- Séparation des fruits mûrs ou non (pour cueillette, jus vs. table...)
- Classification de signaux sismiques
- Identification de séquences d'ADN

Introduction

Lien avec la perception visuelle



Traitement d'image



Introduction

Exemple : identifier un poisson : Bar/Loup de mer ou Saumon



■ Pré-traitement

- Nettoyage de l'image
- Rehaussement et restauration de l'image prise par la caméra

■ Segmentation

- Extraction de caractéristiques :
 - Propriétés de l'objet qui serviront à la classification

■ Classification

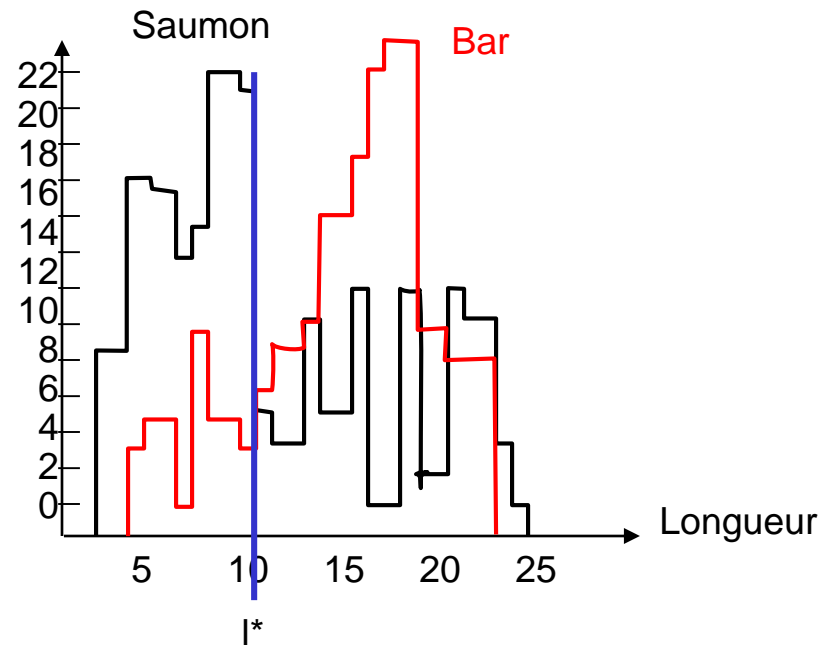
- Algorithme qui va évaluer les évidences qui lui sont présentées et prendra une décision finale **Bar** ou **loup de mer**



Lien avec les statistiques



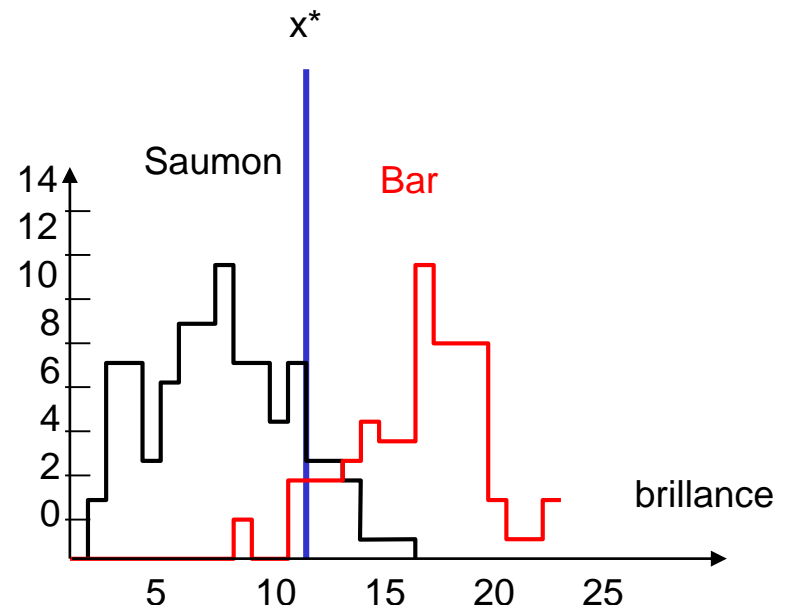
- **Modèle (hypothèse) :**
 - Les Bars sont généralement plus longs que les Saumons
- **Caractéristique :**
 - Longueur
- **Ensemble d'entraînement :**
 - Seuil l^* à partir de l'histogramme de la longueur
 - l^* mauvais car chevauchement trop important



Lien avec les statistiques



- **Modèle (hypothèse) :**
 - Les bars sont généralement plus clairs que les saumons
- **Caractéristique :**
 - Luminosité (environnement contrôlé)
- **Ensemble d'entraînements :**
 - Seuil x^* à partir de l'histogramme de la brillance des poissons
 - x^* plus satisfaisant qui minimise l'erreur (coût), si les consommateurs acceptent sans trop de problèmes de retrouver dans une boîte de bars un peu de saumon...
 - et inversement, d'ailleurs



Lien avec les statistiques

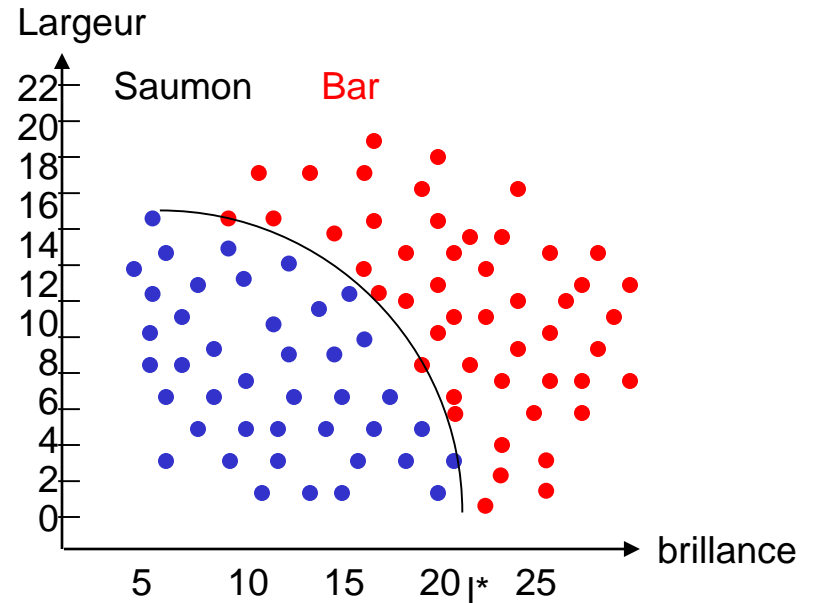


- Peut-on améliorer les résultats avec plus d'une caractéristique ?

- Le seuil devient une courbe !
 - La droite qui minimise le coût (erreur) devient une courbe

- Question

- Si on ajoute d'autres caractéristiques, est-ce qu'on peut encore améliorer la classification ? À l'infini ? (malédiction de la dimensionnalité)

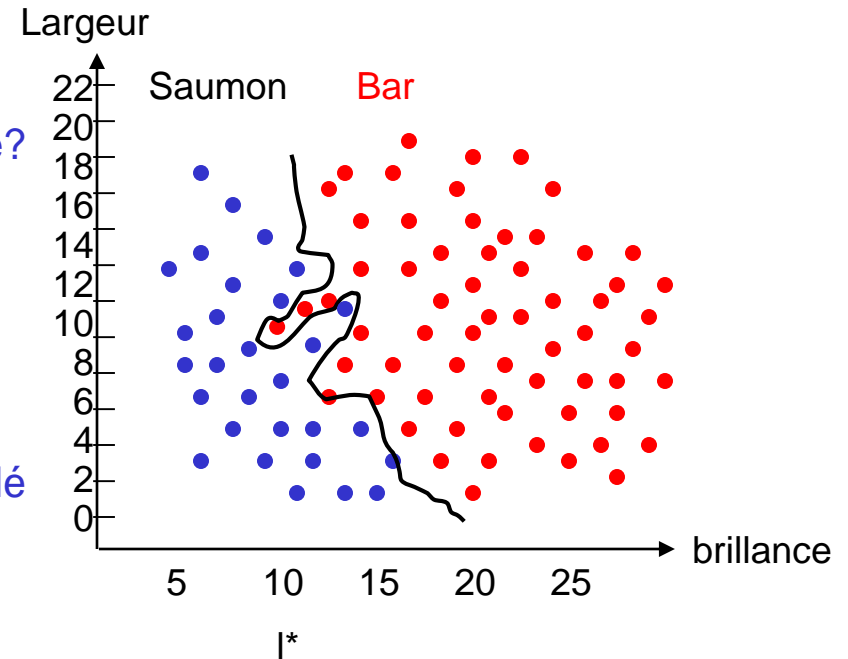


Lien avec les statistiques



■ Interrogations

- Pourquoi ne pas adopter un modèle (courbe) plus complexe?
- Comment faire pour abaisser l'erreur à 0 sur l'ensemble d'entraînement ?
- Quelle sera l'erreur pour de nouveaux tests (poissons) ?
- Comment généraliser le procédé d'entraînement sur d'autres classes ?

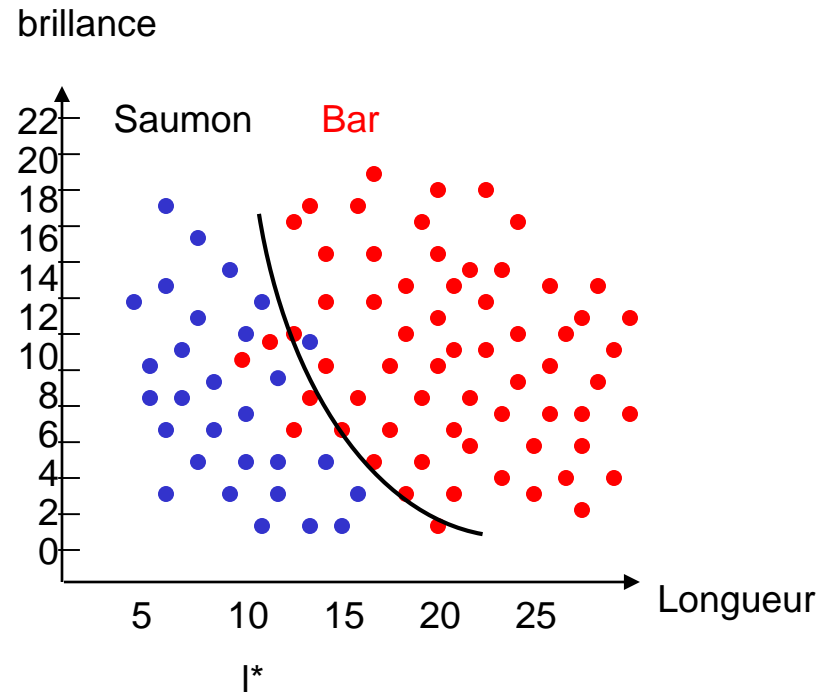


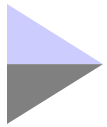
Lien avec les statistiques



■ Solution

- Le modèle préférable est peut-être un compromis entre les deux précédents ?
- Même s'il n'est pas le meilleur pour l'ensemble d'entraînement ?
- Comment prédire lequel se comportera le mieux en situation réelle ?





Introduction



- La réponse à ces questions nous sera fournie par la RF statistique qui est basée sur la solide théorie des statistiques
- La RF syntaxique est différente et basée sur des règles (ou une grammaire) claires donc pas de floues ou de variations aléatoires



Formalisation



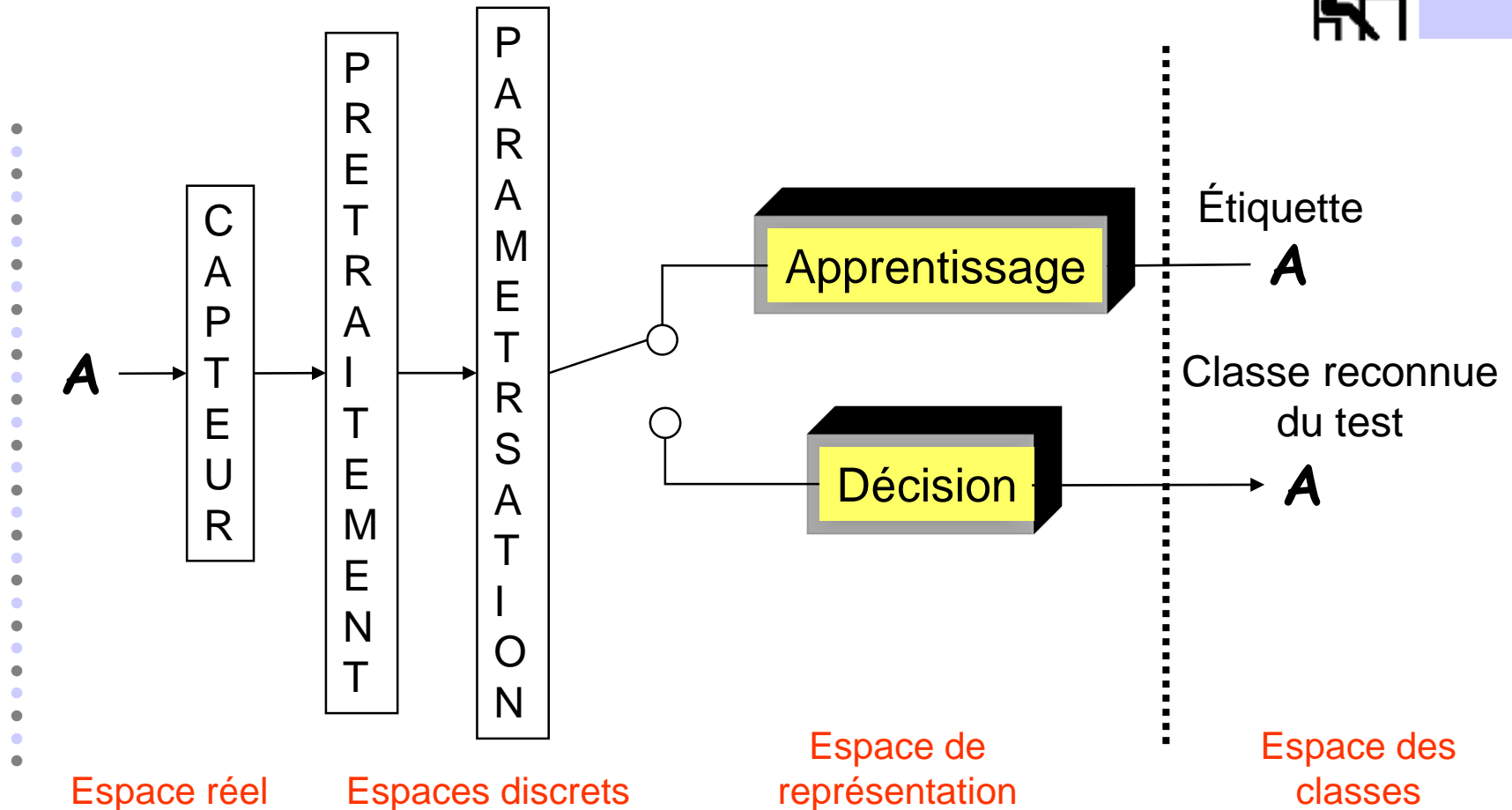
■ Origine des difficultés

- Le problème de la RdF est lié à la combinatoire
 - problème de "sur"-information
- La difficulté de la RdF provient
 - de la variabilité des formes
- de la distorsion (déformation, bruit) des données



Formalisation

Schéma de reconnaissance





Formalisation



■ Extraction des caractéristiques

– Le but est d'extraire les informations

- pertinentes
- qui discriminent les classes
- qui sont supposées stables pour les objets d'une même classe
- qui éliminent les distorsions, le bruit, etc.
- L'information pertinente se trouve souvent dans les corrélations des différentes caractéristiques !



Formalisation



■ Décision

- Étant donné un objet, l'identification ou le classement consiste à lui associer zéro, une ou plusieurs classes de l'espace d'interprétation ; on distingue :
 - le classement univoque (une classe)
 - le classement équivoque (plusieurs classes)
 - le rejet (aucune classe)
- Le classement peut constituer une liste de classes ordonnées selon une valeur de confiance
- Une décision qui revient à un résultat binaire (hypothèse acceptée ou refusée) est appelée vérification

Formalisation

Espace de représentation



■ Illustration de la réduction d'information

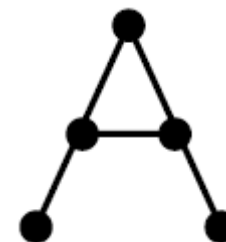
– Espace d'observation image

- binaire 50 x 50 pixels
- ~300 octets



– Espace de représentation

- 3 segments
- 24 octets



– Espace d'interprétation

- code ascii
- 1 octet



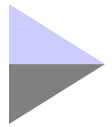


Formalisation



■ Classification des méthodes

- On distingue principalement deux approches de la reconnaissance des formes :
 - les méthodes statistiques : l'extraction des caractéristiques produit des valeurs numériques qui sont confrontées aux modèles statistiques caractérisant chaque classe
 - les méthodes structurelles (ou syntaxiques) : l'extraction des primitives produit des valeurs symboliques et des relations qui font l'objet d'une analyse structurelle ou syntaxique
- Les deux approches sont complémentaires et peuvent être combinées



Les méthodes statistiques



■ Fonctionnement

– Forme

- Vecteur dans \mathfrak{R}^N :

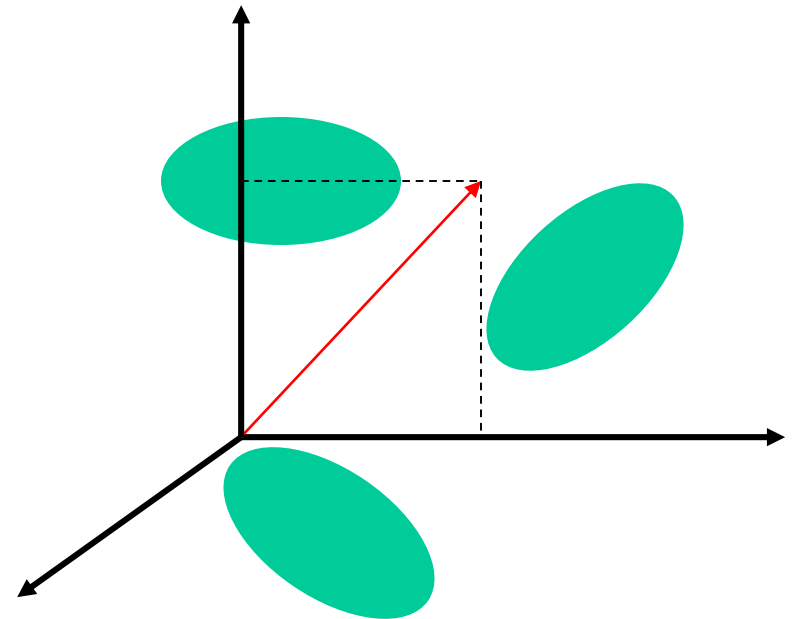
$$\vec{X}_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^N]$$

– Modèle

- Classe ou nuage de points dans le même espace

– Classification

- Création de nuages de points



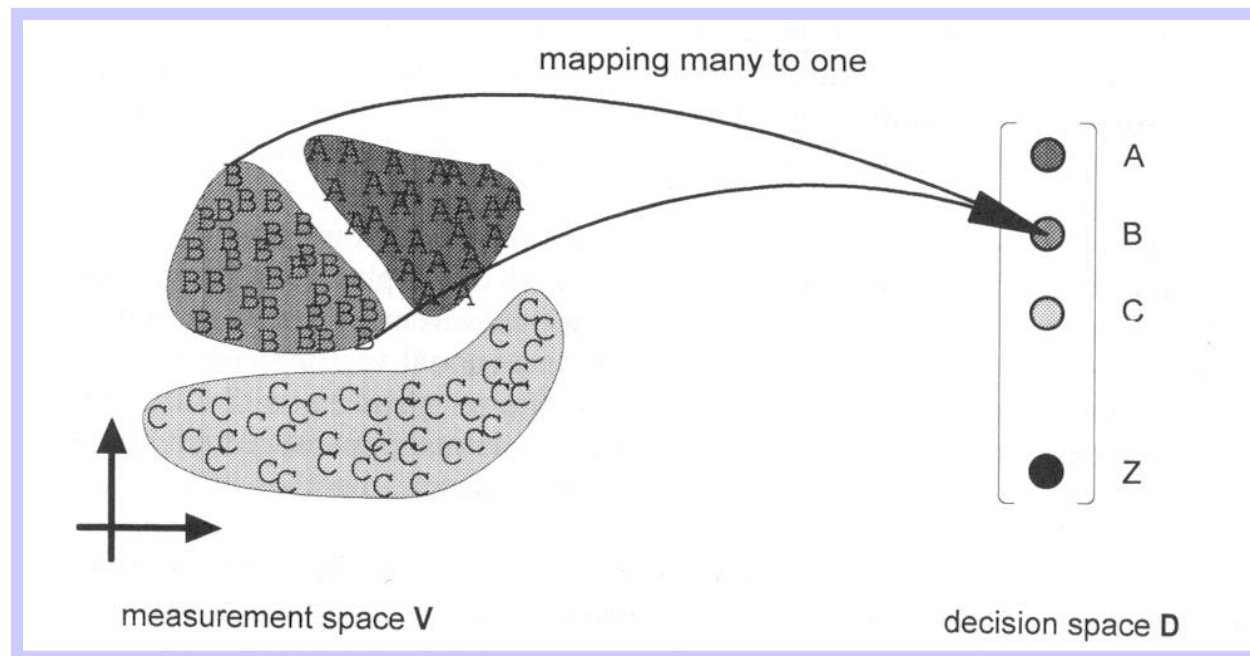
Formalisation

Méthodes statistiques



■ Prendre une décision

- C'est faire une application de l'espace des formes (espace de représentation) vers l'espace de décision



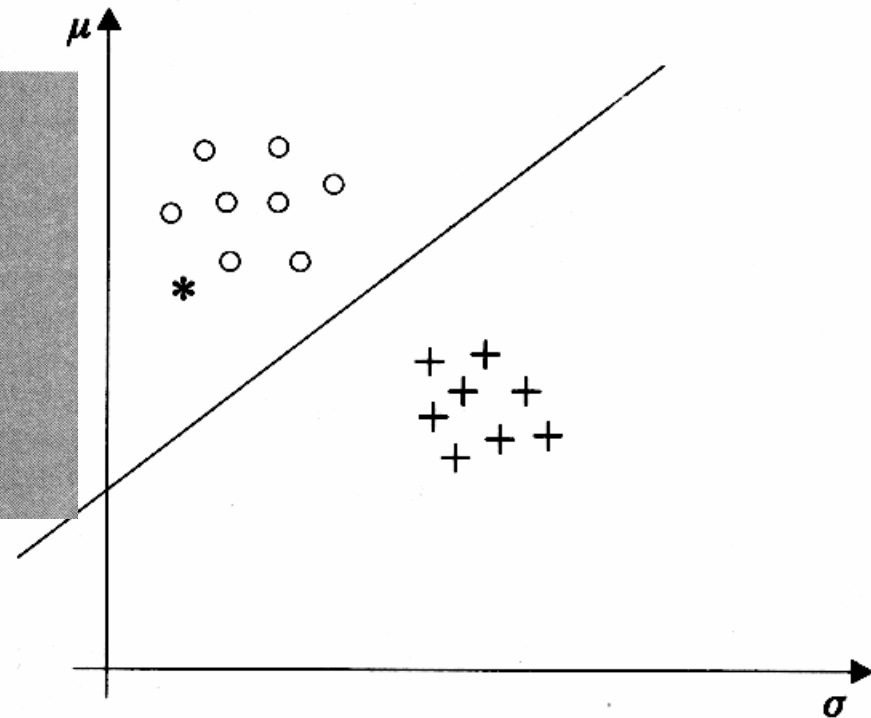
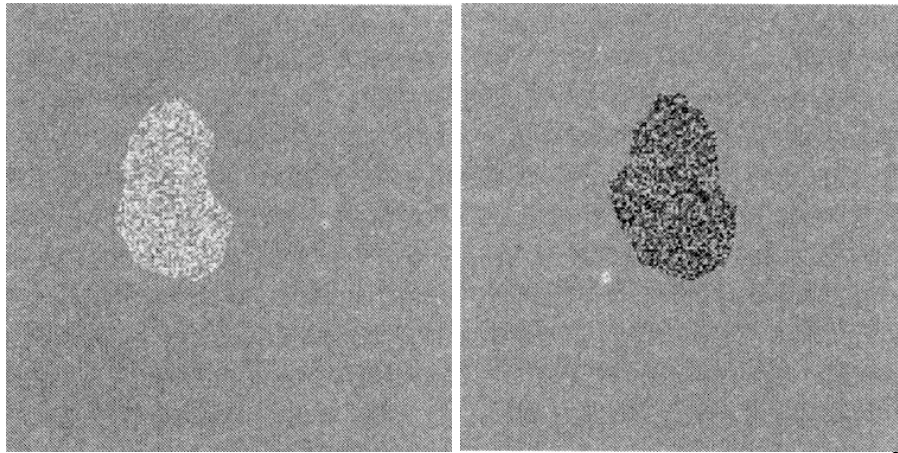
Formalisation

Méthodes statistiques



■ Le problème

- réside dans la présence de bruit (non fiabilité des observations)



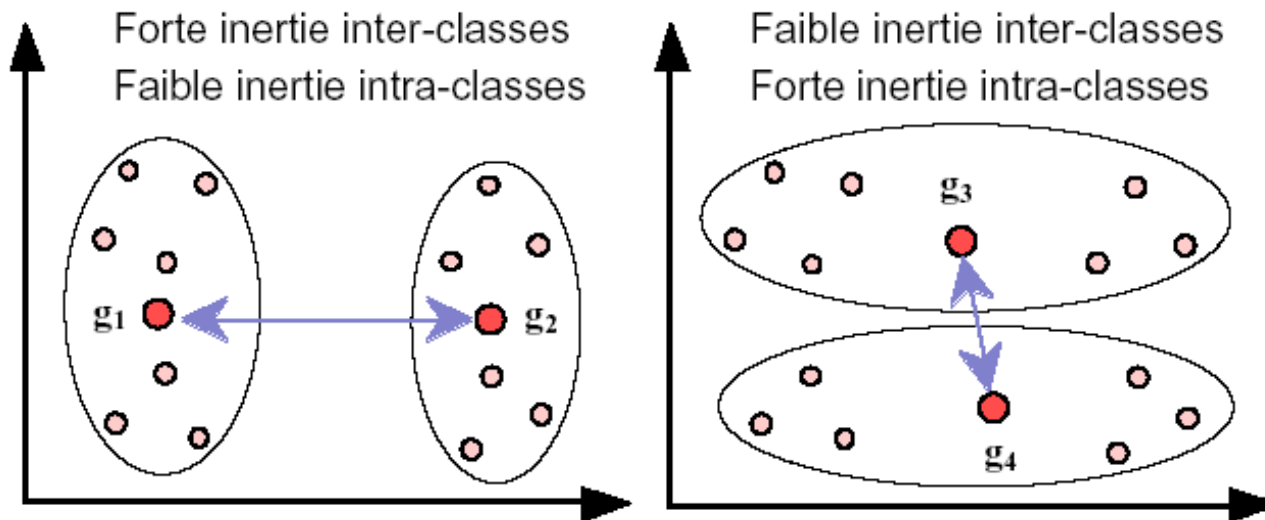
Formalisation

Problématique commune



■ Apprentissage

- Obtenir des classes cohérentes et contrastées
 - Maximisation de l'inertie inter-classes
 - Minimisation de l'inertie intra-classes

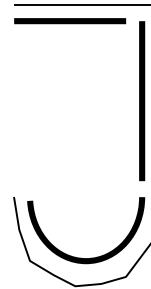


Les méthodes structurelles



■ Représentation :

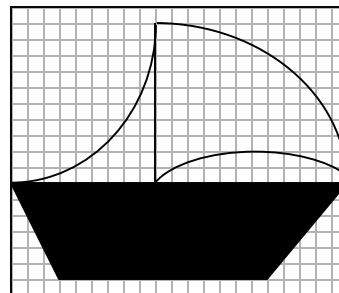
- forme : chaîne : concaténation de primitives
- graphe : assemblage complexe



TH, AngleDr, TV, CourbeH

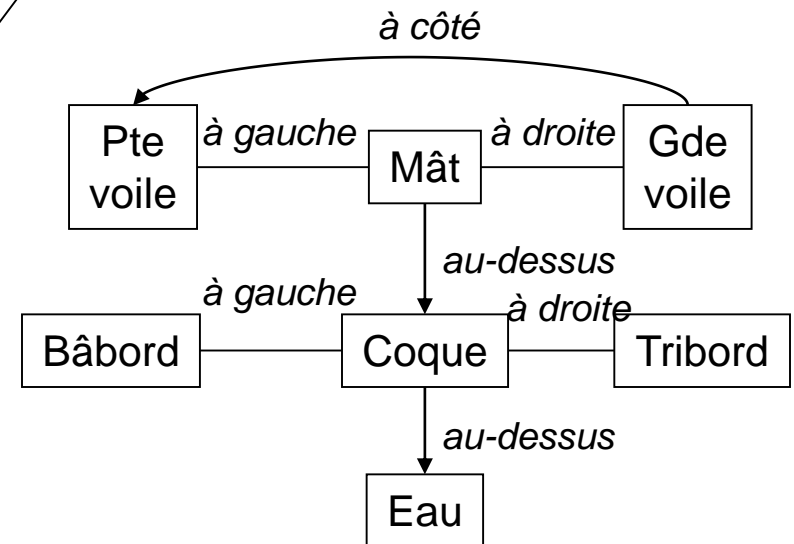
■ Apprentissage

- éléments, relations, métrique



■ Classement :

- analyse syntaxique



Formalisation

Description générale des méthodes



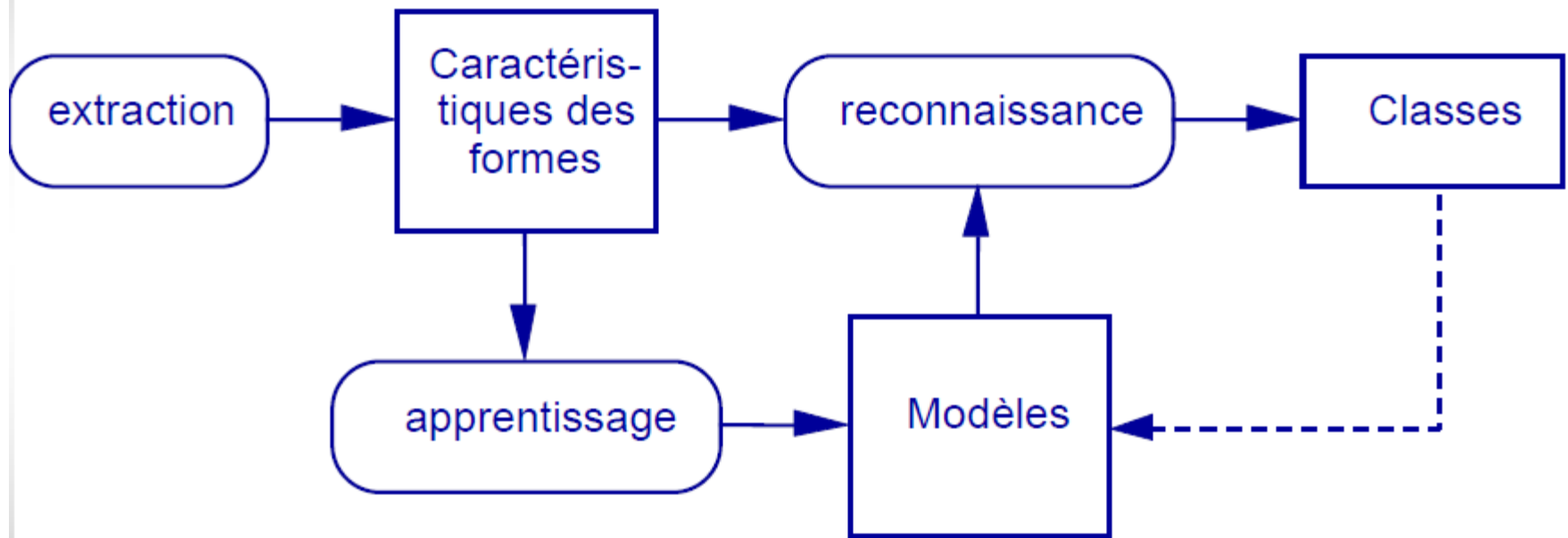
■ Principes de l'apprentissage

- En général, un système de RdF est conçu de manière générique
 - Il possède de nombreux paramètres qu'il faut adapter :
 - en fonction de la spécificité des données
 - en fonction des conditions externes
 - Les systèmes de RdF sont conçus pour que les paramètres puissent être fixés lors d'une phase d'apprentissage à partir de données d'apprentissage

L'apprentissage



■ Schéma de l'apprentissage





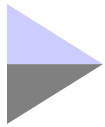
L'apprentissage



■ Types d'apprentissage

– On distingue :

- **l'apprentissage supervisé** (avec professeur) où le système connaît les classes auxquelles appartiennent les échantillons d'apprentissage
- **l'apprentissage non supervisé** (sans professeur) où le système ne connaît pas ces classes
- Parfois, le système ne connaît même pas le nombre de classes ! On parle alors de classification automatique



L'évaluation



■ Point fondamental

- L'évaluation est une composante essentielle de la RdF
- Il existe des mesures qui permettent de comparer les performances des systèmes entre eux, pour autant que :
 - les données soient les mêmes (d'où l'importance de bases de données publiques)
 - les hypothèses de travail soient les mêmes



L'évaluation



- **Évaluation des systèmes de RdF (suite)**

- L'évaluation ne doit pas porter sur les données d'apprentissage : il faut séparer les données d'apprentissage et les données de test

- par exemple 50% pour l'apprentissage, 50% pour les tests,
- ou de manière cyclique, utiliser 80% des données pour l'apprentissage et évaluer les performances sur les 20% restants



L'évaluation



■ Mesures de performance (1)

- Pour mesurer l'efficacité d'un système de reconnaissance univoque on utilise :
 - **le taux de reconnaissance** : le nombre de décisions correctes divisé par le nombre de décisions total
 - **le taux de rejet** : le nombre de décisions non univoques divisé par le nombre de décisions total
 - **le taux d'erreur** : le nombre de décisions univoques erronées divisé par le nombre de décisions total

Taux de reconnaissance = 1 - taux de rejet - taux d'erreur

L'évaluation



■ Mesures de performance (2)

- Dans le cas d'une décision binaire (appartenance ou non à une classe), on distingue deux types d'erreurs
 - fausses acceptations
 - faux rejets

décision	\in classe	\notin classe
accepté	acceptation	fausse acc.
rejeté	faux rejet	rejet



L'évaluation




- Mesures de performance (3)

- La décision optimale est une affaire de compromis

- On peut utiliser deux mesures antagonistes


- **le rappel** : mesure le nombre d'objets correctement reconnus par rapport au nombre d'objets existant dans cette classe

- **la précision** : mesure le nombre d'objets correctement reconnus par rapport au nombre total d'objets reconnus



Évaluation : principes généraux



- 
- Un problème bien posé ou « tâche » :
 - Un corpus
 - Une « vérité terrain »
 - Une métrique
 - Un protocole

Tâches : classification ou recherche



■ Classification

- Séparer un ensemble entre positifs et négatifs
- Créer des classes prédéfinies à reconnaître

■ Test

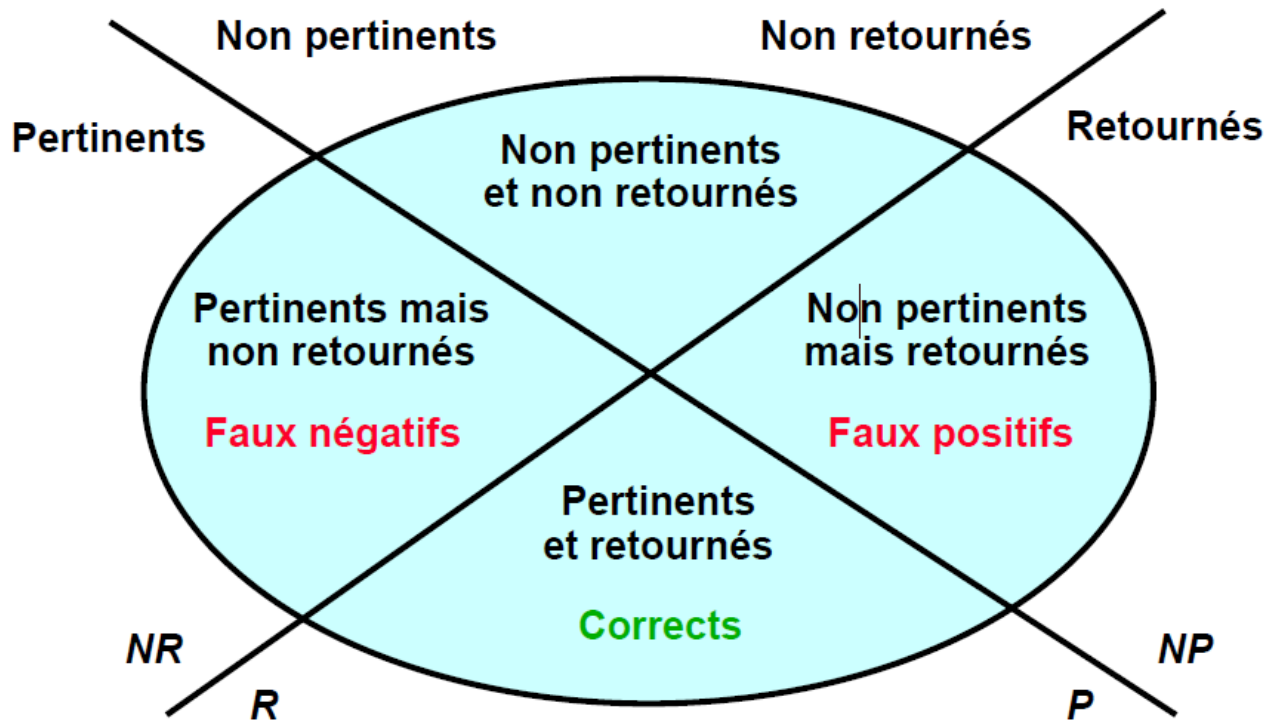
- Trouver les formes répondant à un test
- Regarder comment ces formes tombent par rapport à ces classes

■ Espace des réponses

- Supposons qu'on ait
 - plusieurs classes C_i
 - un élément x à classer
- On pourrait adopter le vocabulaire suivant :
 - Si ($\text{distance}(x, C_i) < S$) et ($\text{label}x = \text{label}C_i$), alors c'est un **vrai positif** (pertinent et retourné)
 - Si ($\text{distance}(x, C_i) > S$) et ($\text{label}x = \text{label}C_i$), alors c'est un **faux négatif** (pertinent et non retourné)
 - Si ($\text{distance}(x, C_i) > S$) et ($\text{label}x \neq \text{label}C_i$), alors c'est un **vrai négatif** (non pertinent et non retourné)
 - Si ($\text{distance}(x, C_i) < S$) et ($\text{label}x \neq \text{label}C_i$), alors c'est un **faux positif** (non pertinent et retourné)
- Retourné : veut dire répond au test de proximité avec le seuil S



Espace des réponses



► Métrique : Rappel et Précision



$$\text{Rappel} = \frac{\text{Retournés et Pertinents}}{\text{Pertinents}} = \frac{\text{Corrects}}{\text{Pertinents}}$$

= Proportion de retournés dans les pertinents

$$\text{Précision} = \frac{\text{Retournés et Pertinents}}{\text{Retournés}} = \frac{\text{Corrects}}{\text{Retournés}}$$

= Proportion de pertinents dans les retournés

Mesures duales : Silence et Bruit



$$\text{Silence} = 1 - \text{Rappel} = \frac{\text{Faux négatifs}}{\text{Pertinents}}$$

= Proportion de manqués dans les pertinents

$$\text{Bruit} = 1 - \text{Précision} = \frac{\text{Faux positifs}}{\text{Retournés}}$$

= Proportion de mauvais dans les retournés

Autres mesures



$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Taux de suppression} = \frac{\text{Faux négatifs}}{\text{Pertinents}} \quad (= \text{silence}) \\ \text{Taux d'insertion} = \frac{\text{Faux positifs}}{\text{Pertinents}} \quad (\neq \text{bruit}) \end{array} \right.$$

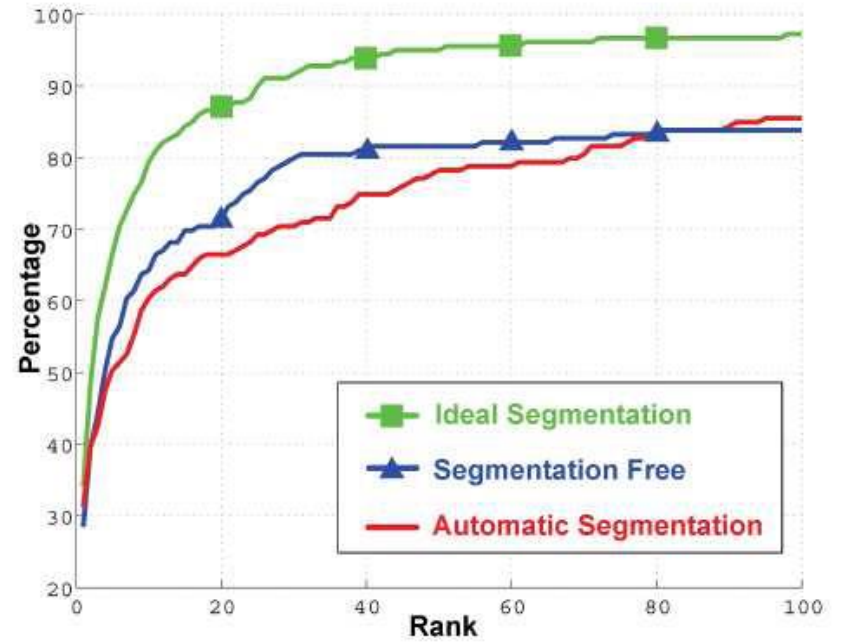
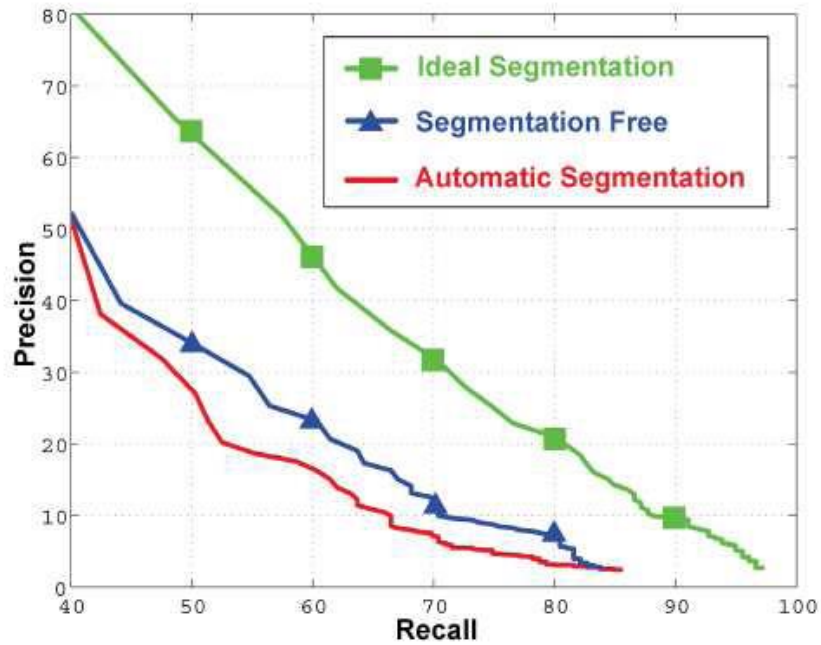
$$\text{Taux d'erreur} = \frac{\text{Faux positifs} + \text{Faux négatifs}}{\text{Pertinents}}$$

Évaluation



■ Courbe : Rappel x Précision

- Résultats ordonnés du «plus probable» au «moins probable» : plus complet que simplement «bon / pas bon»
 - Pour chaque k : ensemble de k premiers retournés R_k
 - Ensemble des pertinents fixes P
 - Pour chaque k : Rappel(R_k, P), Précision(R_k, P)
- Courbe reliant les points pour k variant de 1 à $N =$ nombre total de formes
- Interpolation : Précision = f(Rappel)



Algorithme d'évaluation

■ Problème plus large

- On dispose d'un ensemble de mesures (descripteurs) pour qualifier des classes
- On ne sait pas quelles combinaisons de ces mesures prendre
- L'idée est de :
 - Fixer une combinaison a priori
 - Faire une classification non supervisée (on l'appelle prédite)
 - Faire varier un seuil S pour classer des formes
 - Pour chaque valeur de S , définir le taux de faux positifs et le taux de vrais positifs. Cela donne un point sur une courbe (ROC : Receiver Operating Characteristics)

Tom Fawcett. ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers. Kluwer Academic Publishers, 2004.

Évaluation

■ Courbe : ROC

- La précision du système est donnée par la courbe la plus creuse où les false positives = false negatives

