



Traitement d'images

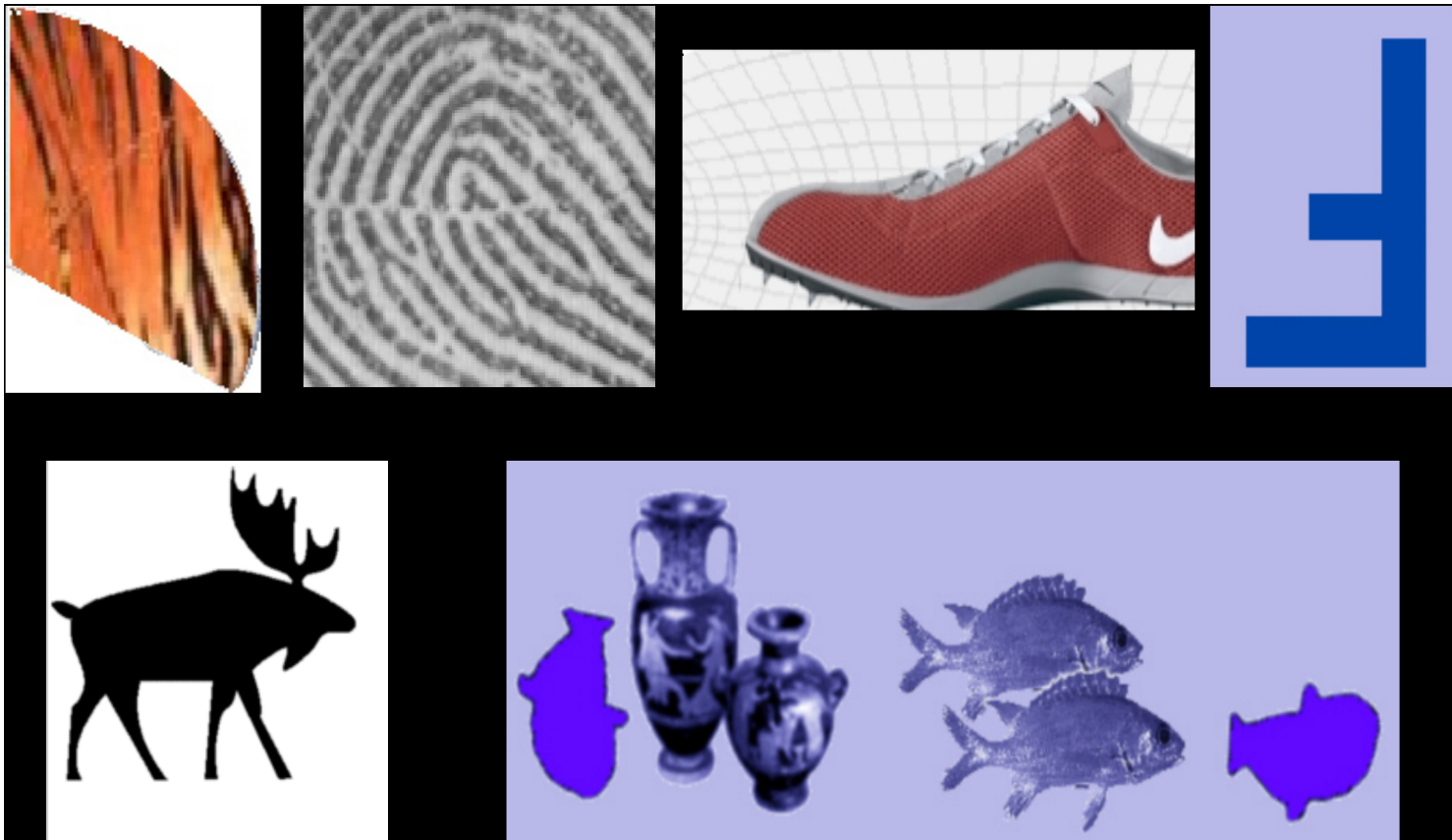
Caractéristiques de formes

Reconnaissance de formes 2D

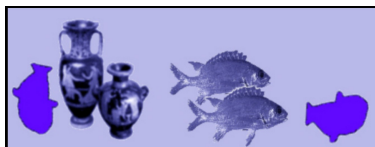
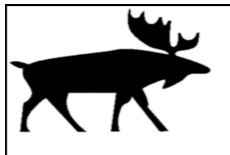
NGUYEN Thi Oanh - IPH

Pourquoi la forme ?

- Comment peut-on **reconnaitre un objet?**



Pourquoi la forme?



Couleur	Texture	Contexte	Forme
X	X		
	X		X
			X
			X
			X
		X	X



Pourquoi la forme ?

- Une des propriétés **les plus importantes** pour identifier des objets
- **Plus efficace** que d'autres types d'information pour identifier des objets (ex. Couleur, ...) [Palmer 1999]
- La **reconnaissance de forme est un point crucial** pour reconnaître d'un objet



Problèmes principaux

- Comment décrire la forme ?
- Mesurer la similarité ?
- Problèmes: occlusion, bruit, ...



Caractéristiques des formes (*Descripteur de formes*)



Bons descripteurs de formes?

- Bonne **fidélité** à la forme initiale
- Bonne **discrimination** de formes différentes
- Bonne **adaptation** aux opérations de reconnaissance de formes:
 - Invariant à la rotation
 - Invariant à la translation
 - Invariant aux changements d'échelles



Principales approches

- **Approches structurales**

- Chaîne de Freeman (*voir cours de « Contours »*)
- Squelette
- ...

- **Approches statistiques**

- Statistiques
- Moments: Hu moment, Zernike moment, ...
- Descripteur de fourrier, contexte de forme,...
- ...

Les approches peuvent se baser sur

- le contour
- la région
- la structure

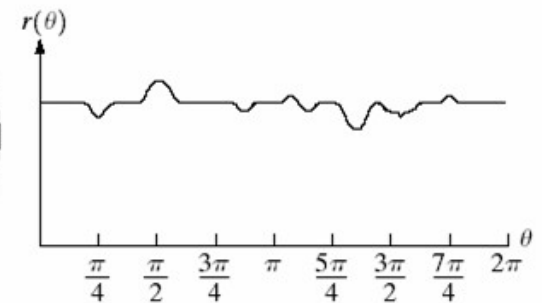
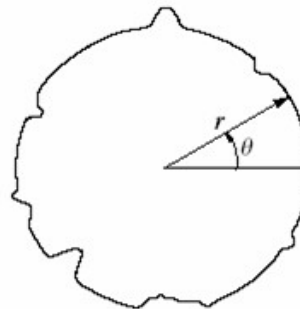
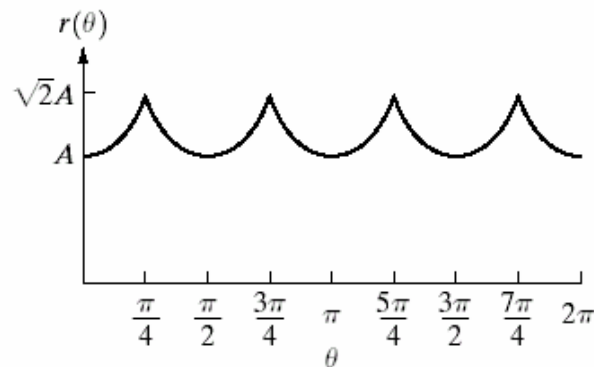
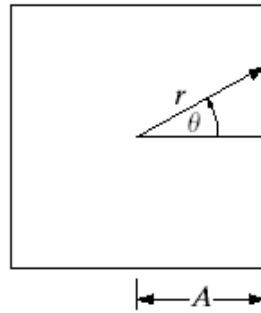
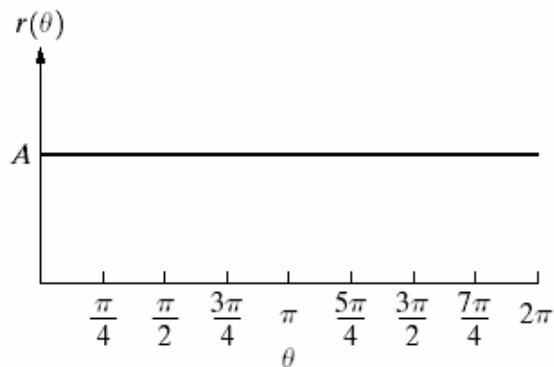
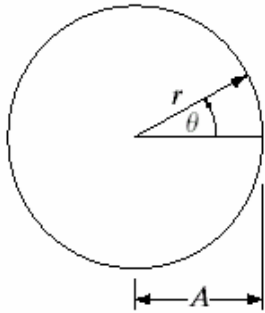


Caractéristiques géométriques simples

- Centre de gravité Cx et Cy
- Surface [S] (en pixels)
- Périmètre [P]
- Convexité: Périmètre de l'enveloppe convexe /P
- Facteur de forme :
- ...

$$Ff = \frac{4 \pi S}{P^2} \left| \begin{array}{l} \text{Droite : } Ff = 0 \\ \text{Cercle : } Ff = 1 \end{array} \right.$$

Profil angulaire (angle vs distance)





Moments

- Calculer certaines caractéristiques
 - Surface ($m_{0,0}$)
 - Centroid ($m_{1,0}/m_{0,0}$, $m_{0,1}/m_{0,0}$)
 - Autres caractéristiques plus complexes de la forme: élongation, ...

- Moments **d'ordre (p+q):**

$$m_{p,q} = \int_{Obj} x^p y^q f(x, y) dx dy$$

$$m_{p,q} = \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m f(x, y) x^p y^q$$



Moments invariants

- Moment central (invariant à la translation)

$$\mu_{p,q} = \int_{Obj} \left(x - \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \right)^p \left(y - \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}} \right)^q f(x, y) dx dy$$

- Moment central normalisé (invariant au changement d'échelles)

$$\eta_{p,q} = \frac{\mu_{p,q}}{\mu_{0,0}^{(p+q+2)/2}}$$



Hu's Moment [Hu 62]

$$M_{H1} = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$M_{H2} = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$M_{H3} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$M_{H4} = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$M_{H5} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$M_{H6} = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$M_{H7} = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ + (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$



Autres moments invariants

- Taegue (80) : moments de Zernike invariants
 - à la rotation
 - à la translation et au changement d'échelles
- Taubin & Cooper (92) :
 - Utilisation de matrice de co-variances
 - moments invariants à la transformations affines
- Flusser & Suk (93)
 - moments invariants à la transformations affines
- ..



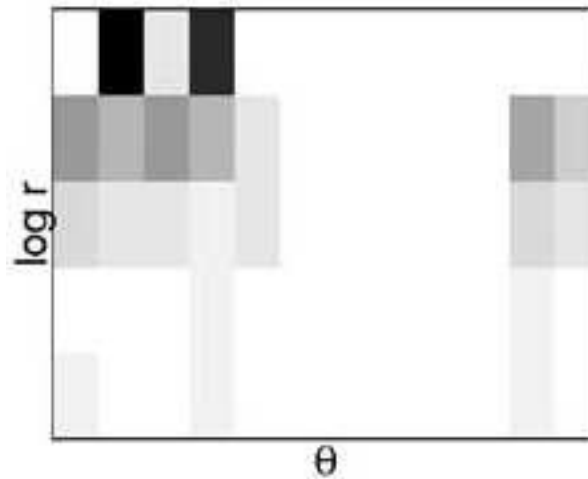
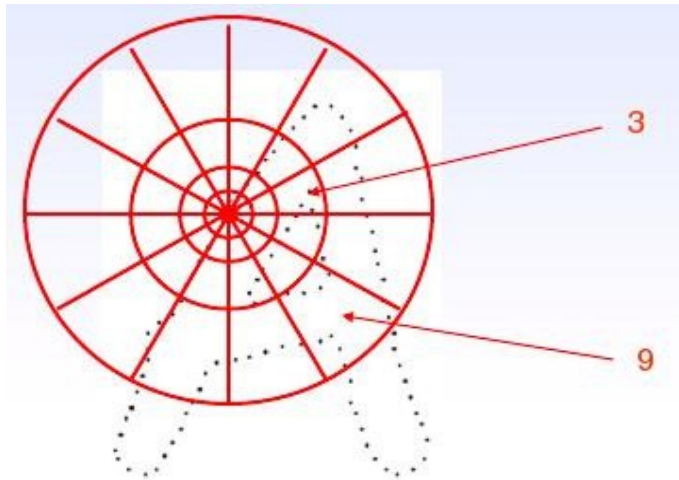
Descripteur de Fourier

- Points de contours $\{(x(i), y(i))\}, i = 0, \dots, N - 1$
- Représenté sous forme d'un complex:
$$z(i) = x(i) + jy(i), i = 0, \dots, N - 1$$
- Transformée de Fourier :
$$Z(k) = \sum_{i=0}^{N-1} z(i) \exp\left(-\frac{j2\pi ki}{N}\right)$$
- Normalization
$$\left\{ \frac{|Z(k)|}{|Z(1)|} \right\}, k = -\frac{m}{2}, \dots, -1, 2, \dots, \frac{m}{2} + 1$$

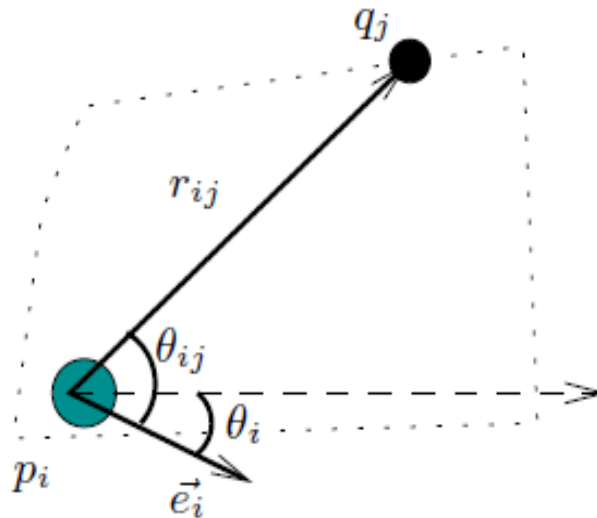
$$F = (F_1, \dots, F_8) \quad (m = 8)$$

Contexte de forme (shape context)

- Contexte de Forme (h_i) ([Belongie 02]) d'un point de contour p_i :
 - la distribution des points de contours dans la région de voisinage de p_i (p_i : point de référence)



- *Contexte de forme pour Interest Point*
- Une variance de Contexte de Forme [Nguyen 08] :
 - Contexte de forme locale
 - Calculé le CF seulement pour les interests points
 - Bonne adaptation au problème d'occlusion



Généralités de la reconnaissance des formes dans les images





Apparence globale

- Les méthodes les plus classiques pour reconnaître un objet se basent sur l'**apparence globale** de cet objet mesurée à l'aide de caractéristiques
- **Approche classique**
 - (1) Segmentation de l'image
 - (2) Caractéristiques des objets segmentés
 - (3) Reconnaissance des objets de l'image

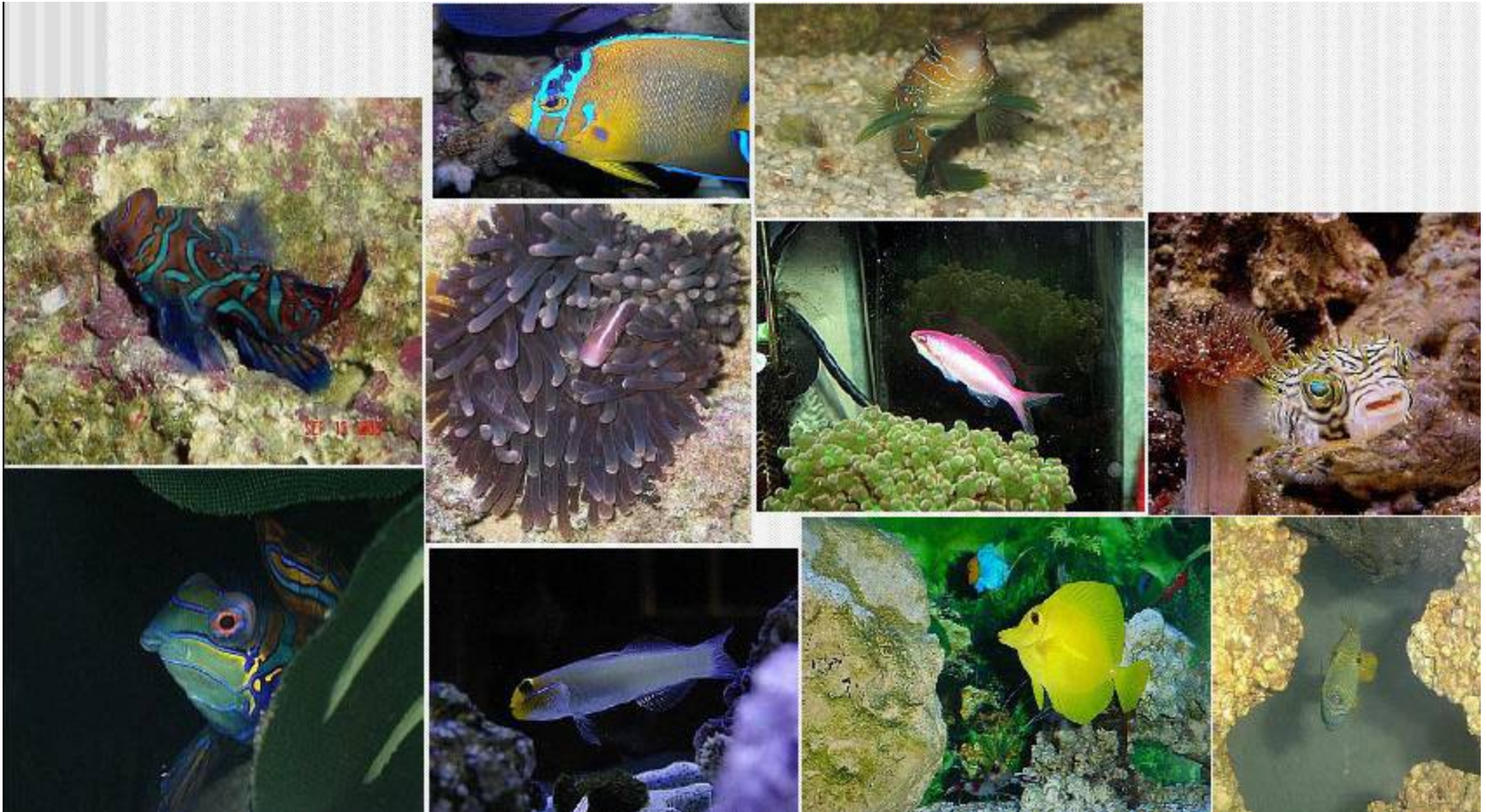
Segmentation / reconnaissance

**Il faut segmenter pour pouvoir reconnaître ;
Mais il faut reconnaître pour pouvoir segmenter !**



Le poisson ici est impossible à segmenter automatiquement si on ignore ce que l'on cherche !

Comment décrire un poisson ?





Représentation des caractéristiques

- **Mesurer des propriétés :**

- couleur, texture, forme
- géométrie : longueur, hauteur, ratios, etc.
- *construire un vecteur*

---> *approches statistiques*

- **Primitives élémentaires :**

- segments de droite, arcs de cercle
- regroupements perceptuels
- *construire un graphe*

---> *approches structurelles*



Méthodes de classification

- Il existe plusieurs méthodes de classification :
 - Plus proche voisin
 - Arbres de décision
 - Réseaux de neurones
 - Machines à Vecteurs de Support
 - Classificateurs bayésiens
 - ...
- *Voir le cours de reconnaissance des formes*

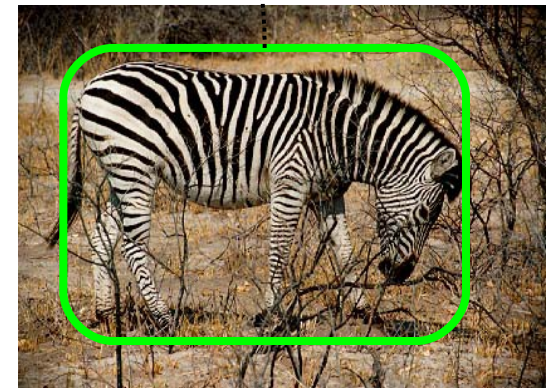
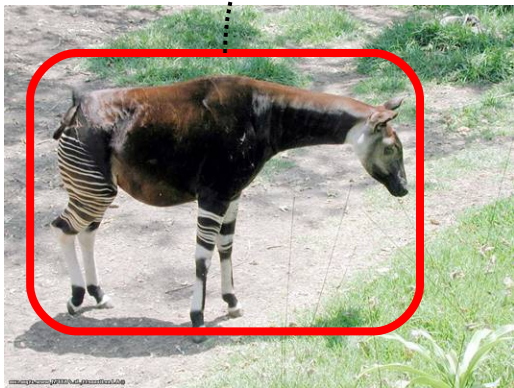
Discrimination des classes

$$\frac{p(\text{z\`ebre} | \text{image})}{p(\text{non-z\`ebre} | \text{image})}$$

Fronti\`ere de d\`ecision

Z\`ebre

Non-z\`ebre





Classificateur bayésien

- Classificateur basé sur la **loi de Bayes** :

$$P(classe_i | caractéristiques) = \frac{P(caractéristiques | classe_i)P(classe_i)}{P(caractéristiques)}$$

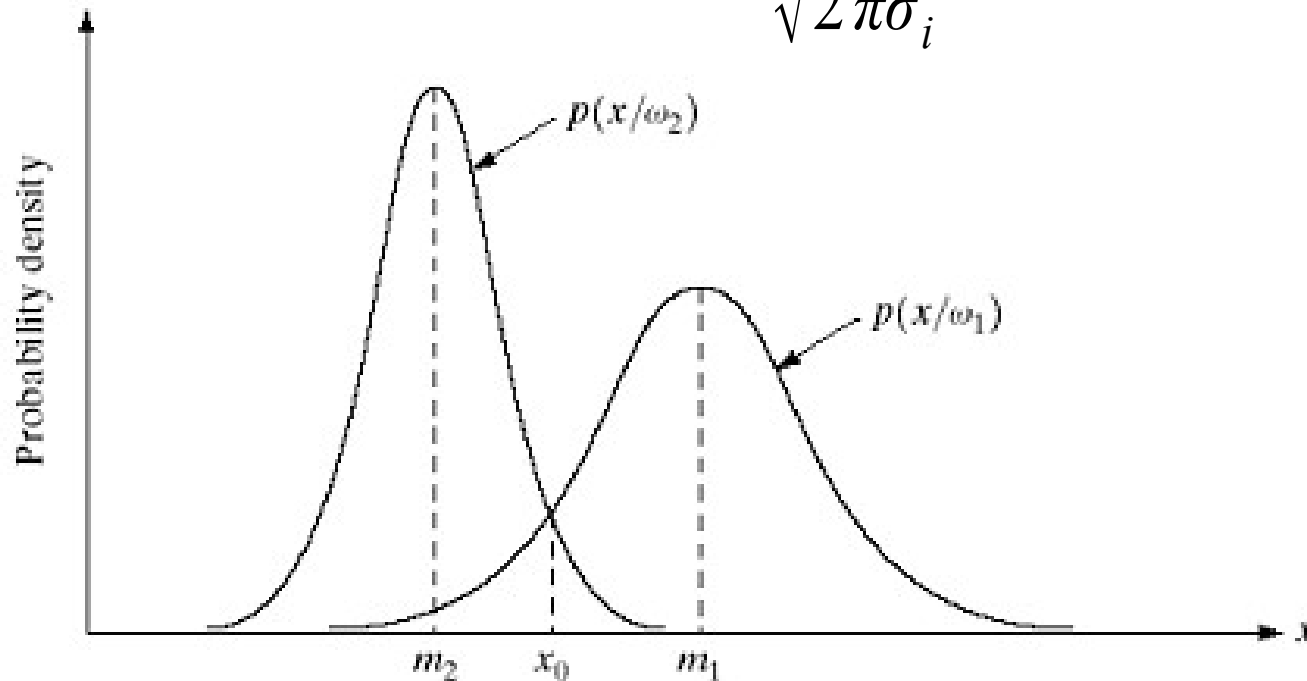
$$P(classe_i | caractéristiques) \propto P(caractéristiques | classe_i)P(classe_i)$$

- Connaissant les caractéristiques d'une forme, quelle est la probabilité qu'elle appartienne à la classe i [**P(classe_i|caractéristiques)**] ?
- Pour cela, nous devons connaître
 - la fonction de probabilité des caractéristiques pour la classe i [**P(caractéristiques|classe_i)**]
 - la probabilité de la classe i [**P(classe_i)**] : permet de donner une probabilité différente selon les classe (sinon par défaut même probabilité pour toutes)
 - la probabilité du vecteur de caractéristiques [**P(caractéristiques)**] est la même pour toutes les classes : on peut l'éliminer du problème

Fonction gaussienne de probabilité

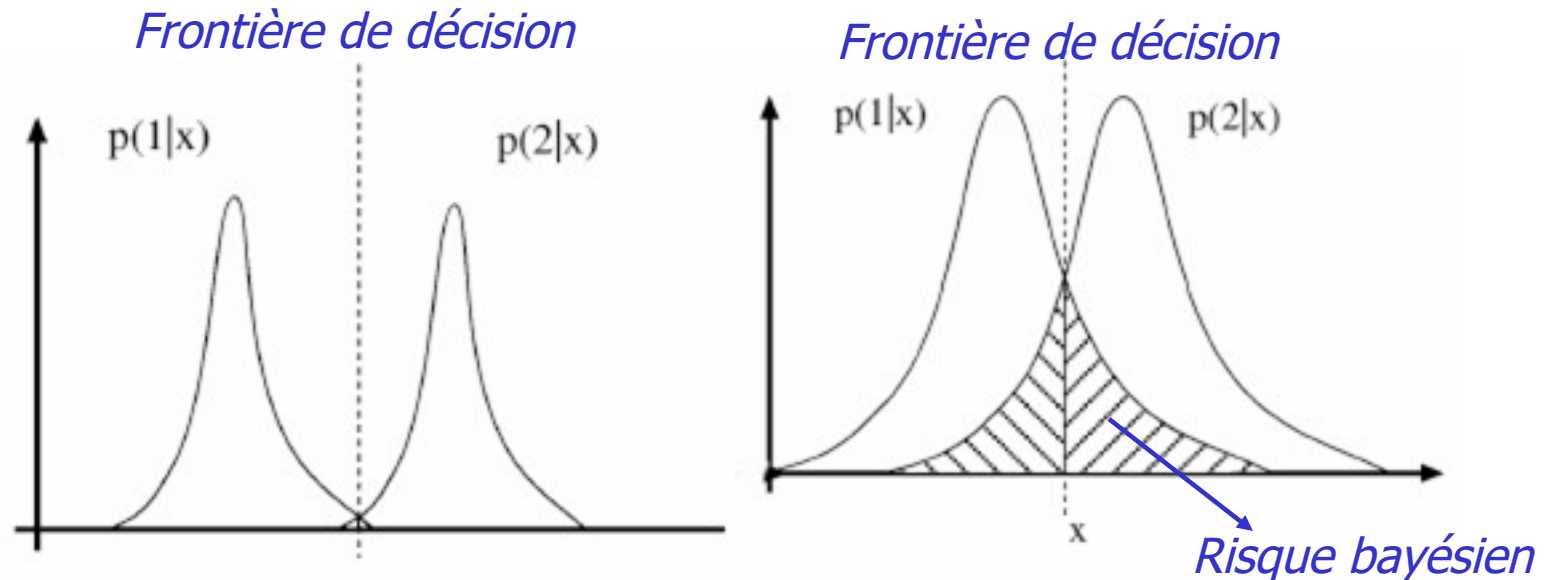
Fonction de probabilité des caractéristiques = Gaussienne

$$P(\text{classe}_i | \text{caractéristique}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{(x-m_i)^2}{2\sigma_i^2}} P(\text{classe}_i)$$



On doit définir les **moyennes**, tel m_1 et m_2 , ainsi que les **écart-types**, tel σ_1 et σ_2 , pour chaque classe

Risque de la classification



- Toutes les méthodes existantes de classification doivent faire un **choix entre deux ou plusieurs classes** d'objets pour décider
- La classification d'un objet dans une classe se fait *souvent* selon la **probabilité d'appartenance** à chaque classe
- Cela crée une frontière de décision entre les classes et induit une **erreur de classification** inévitable

Exemple : Reconnaissance d'Iris

- Exemple : 3 variétés d'Iris sont classifiées par la longueur et la largeur de leurs pétales



virginica



versicolor



setosa



Reconnaissance des formes

- Nous avons donc trois classes

- *Iris virginica*, *Iris versicolor*, *Iris setosa* ω_1 , ω_2 et ω_3

- Chaque fleur est évaluée par deux valeurs

- Longueur des pétales, largeur des pétales

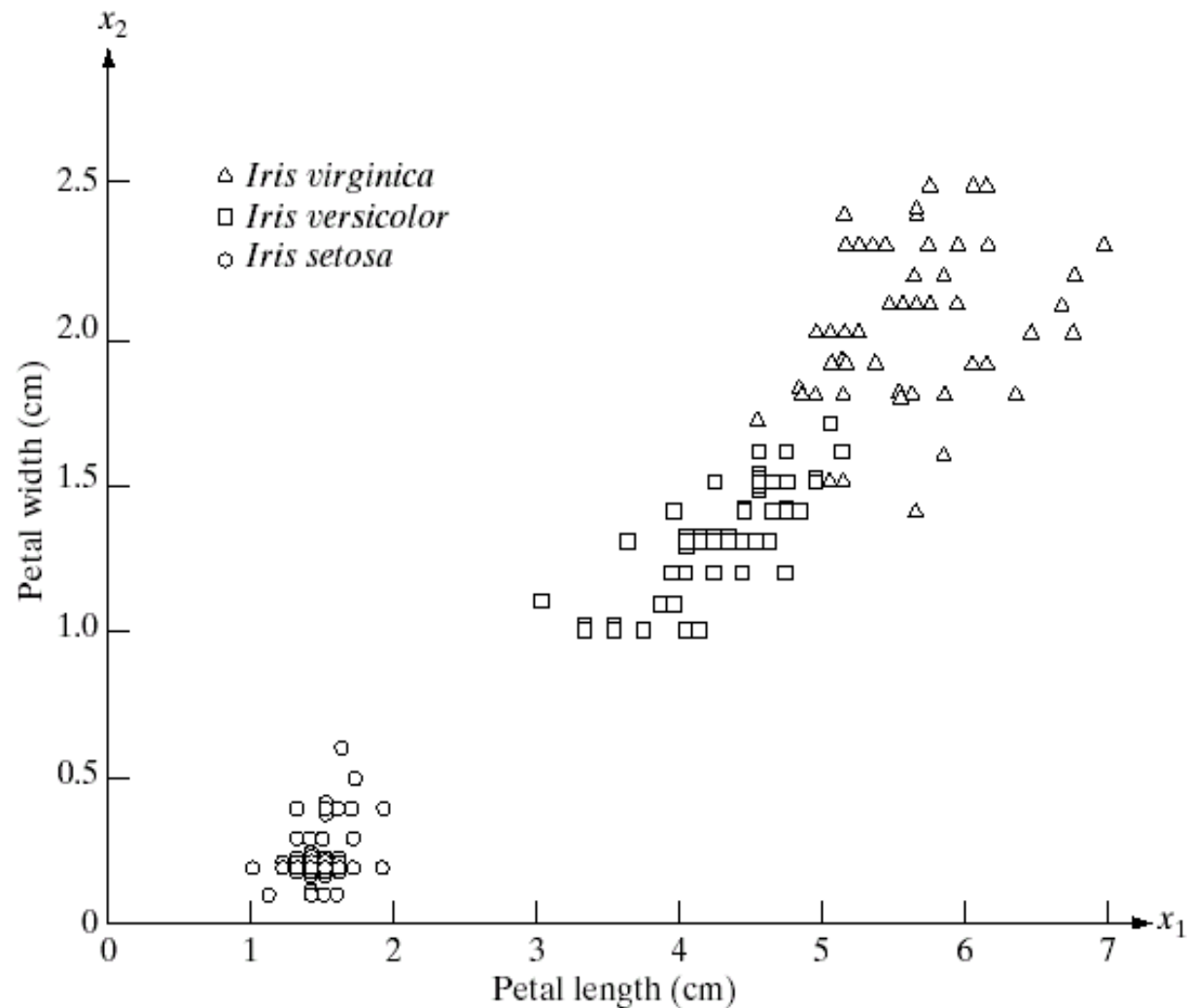
$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

- Il y a des différences entre les longueurs et largeurs des pétales des différentes variétés d'Iris
- Il y a aussi de la variabilité dans une même variété d'Iris

Reconnaissance des formes

FIGURE 12.1

Three types of iris flowers described by two measurements.





Reconnaissance des formes

- La variété *setosa* est **bien différenciée** des deux autres variétés
- Il est difficile de différencier les deux autres variétés sans erreur
- Il s'agit d'un problème avec **la sélection des caractéristiques pour décrire la forme**

Importance de la sélection de descripteurs "*descriptifs*" !



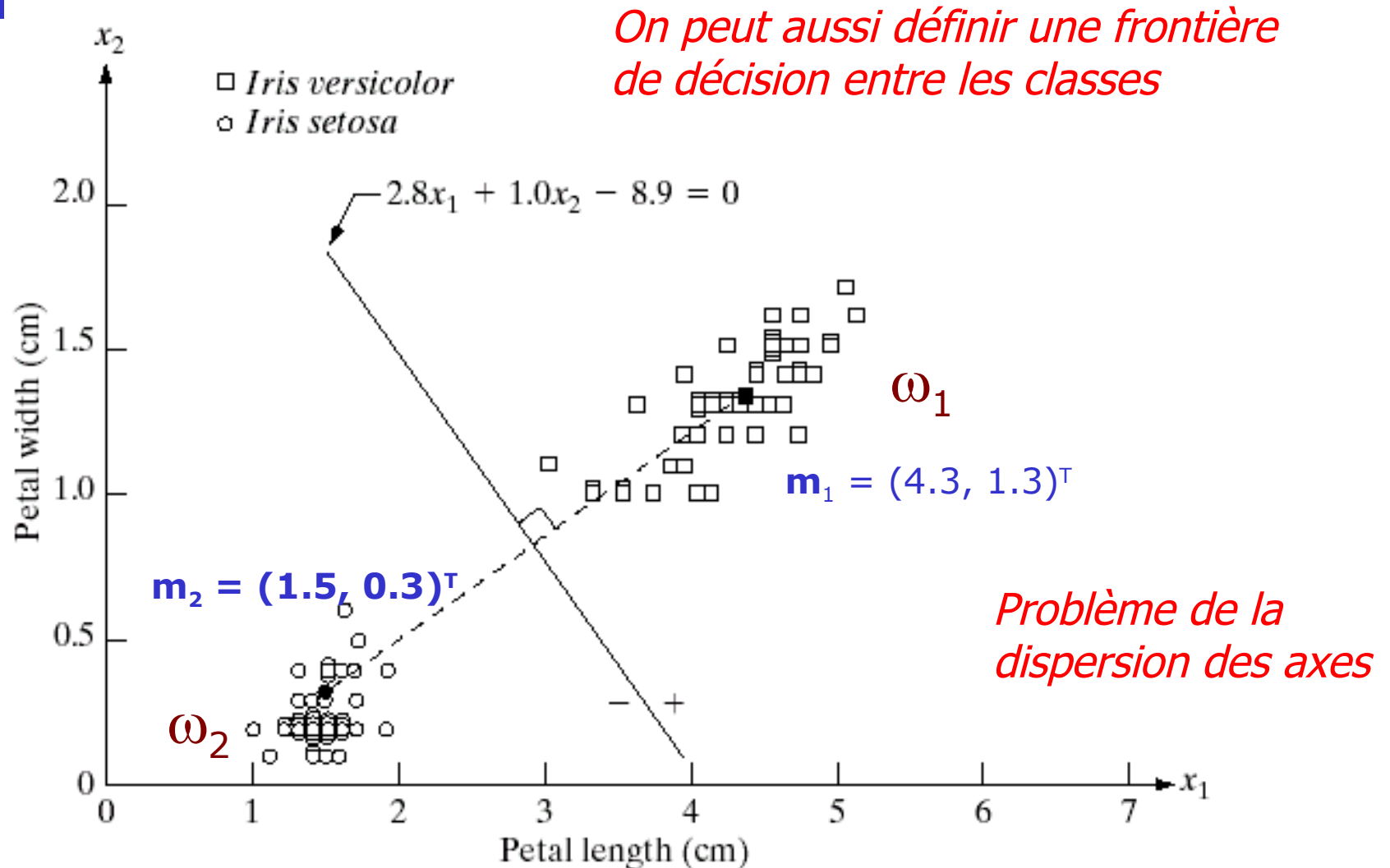
Classification par distance minimale

- Calcul de la distance entre le vecteur de forme de l'objet **inconnu** et le vecteur de forme de l'objet de référence
- La distance minimum est calculée selon la **distance Euclidienne**
- Quel est le vecteur de forme de l'objet de référence ?
 - Peut être le vecteur de forme d'un **objet de référence unique**
 - Peut être le vecteur **moyen d'un ensemble d'objets**

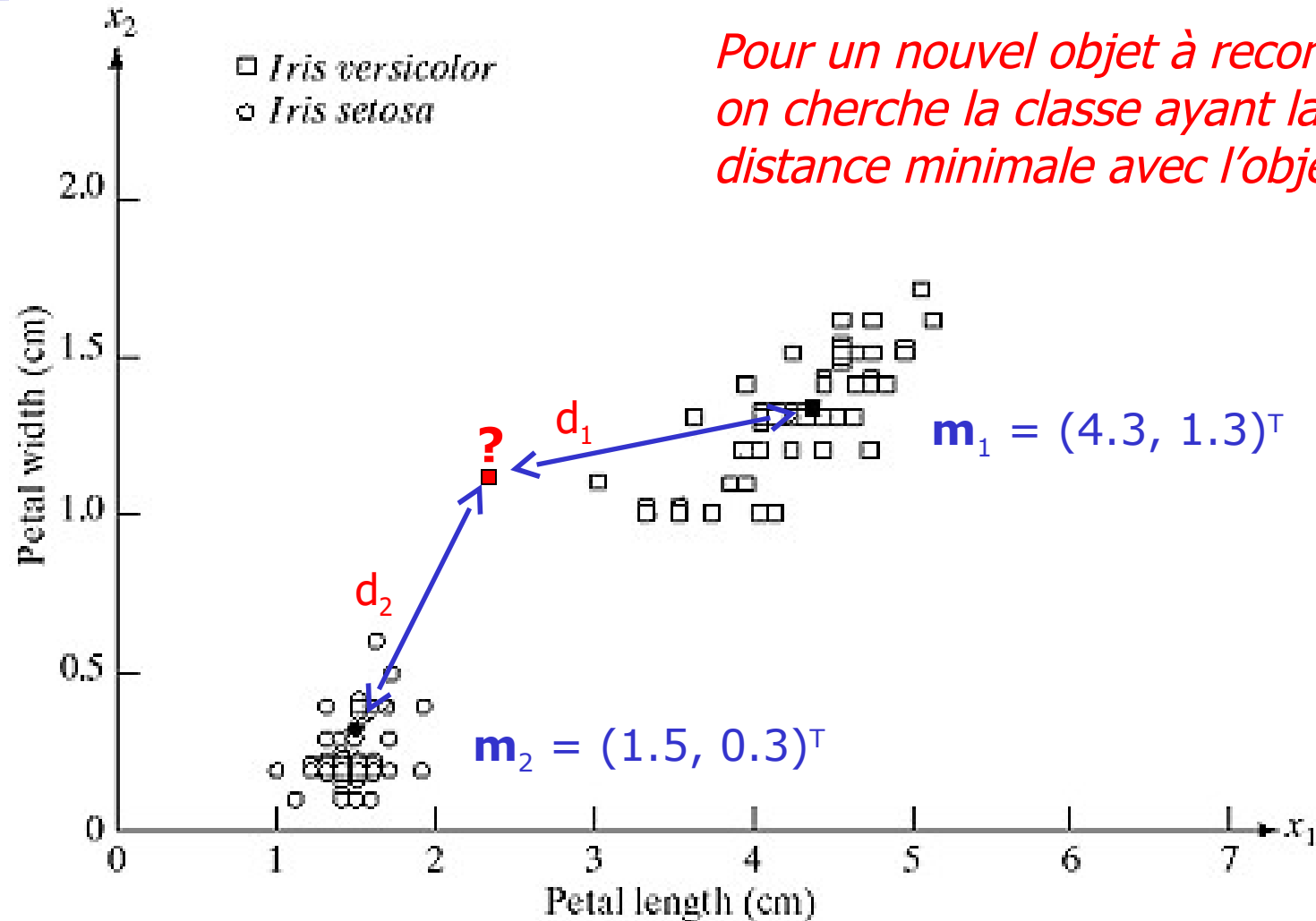
$$\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}_j \quad j = 1, 2, \dots, W$$

N_j = nombre de vecteurs de forme dans la classe ω_j

Classification par distance minimale



Classification par distance minimale





Distance de Mahalanobis

- Mieux que la distance euclidienne, il est préférable d'utiliser la **distance de Mahalanobis** :

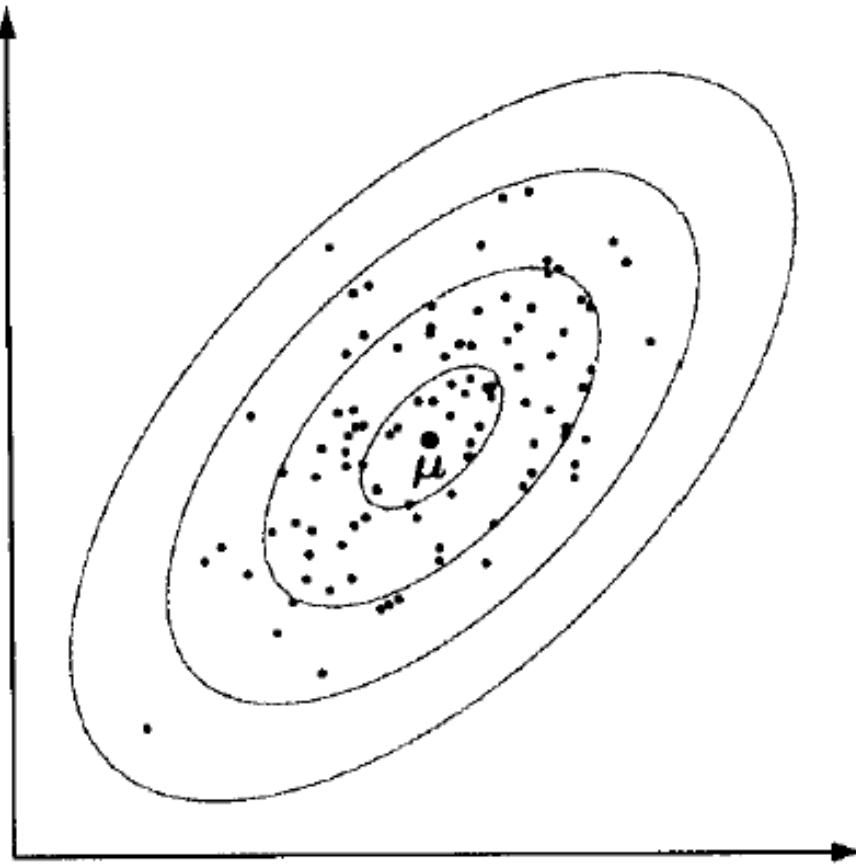
$$D_{Mahalanobis} = (x - \bar{x})^T \Psi^{-1} (x - \bar{x})$$

- Tient compte de la variance propre à chaque caractéristique
- Ψ est la **matrice de covariance** des caractéristiques

$$\Psi = \frac{1}{N_i - 1} \sum_{k=1}^{N_i} (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T$$

- La matrice de covariance est très importante
 - *C'est elle qui établit l'interdépendance des données*

Distance de Mahalanobis



La distance est la même sur les contours elliptiques

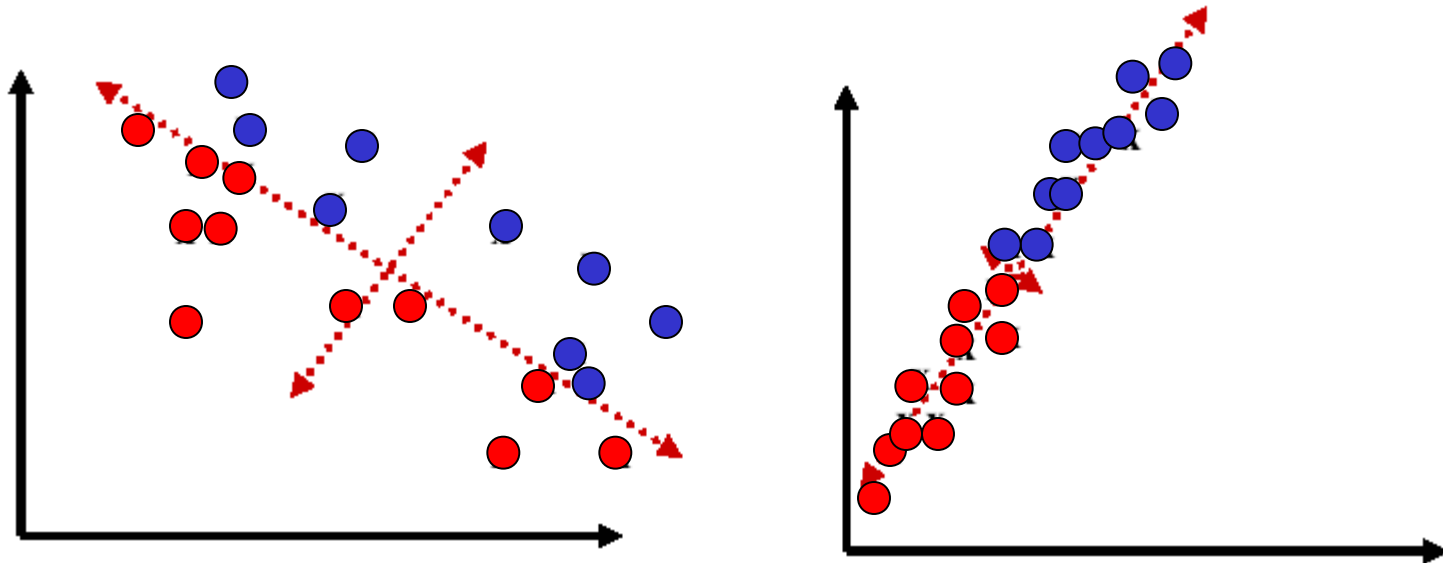


Choix des caractéristiques

- Le principal problème est le bon choix des caractéristiques permettant de différencier les différentes classes.
 - *voir l'exemple avec les trois classe d'Iris*
 - Les caractéristiques identifiées par les experts d'un domaine (exemple : botanistes) ne sont pas forcément celles qui sont reconnaissables dans les images
- Une méthode qui permet d'identifier les caractéristiques importantes est l'**Analyse en Composantes Principales** (ACP)

Analyse en Composantes Principales

- A partir d'un nombre élevé de caractéristiques, le but de cette méthode est de réduire les calculs à un petit nombre significatif de caractéristiques
 - *Elimine la redondance entre les caractéristiques et les caractéristiques non-significatives*





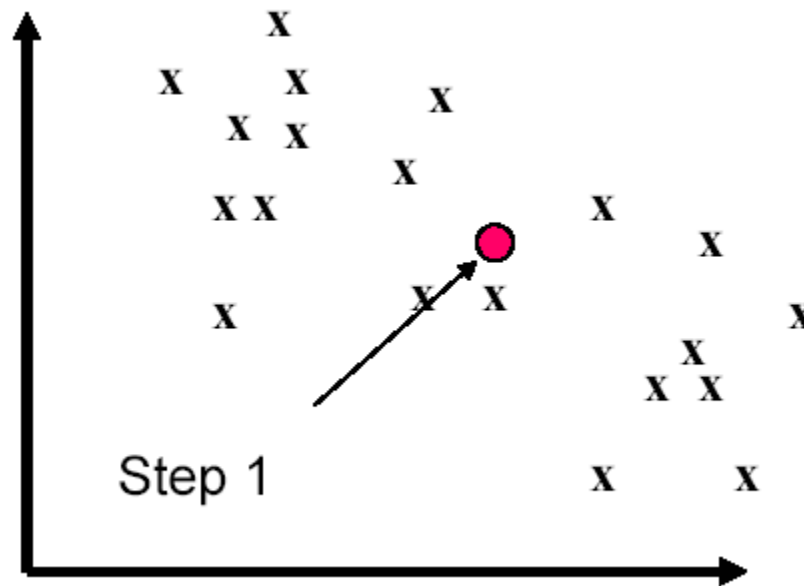
Analyse en Composantes Principales

- Etape 1
Calculer la moyenne de chaque vecteur de caractéristiques
- Etape 2
Soustraire la moyenne de chaque vecteur de caractéristiques
- Etape 3
Calculer la matrice des covariances
- Etape 4
Calculer les valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance
- Etape 5
Ne conserver que les valeurs propres (+ vecteurs) les plus grandes
- Etape 6
Projeter les données dans ce nouvel espace propre

Analyse en Composantes Principales

- Etape 1

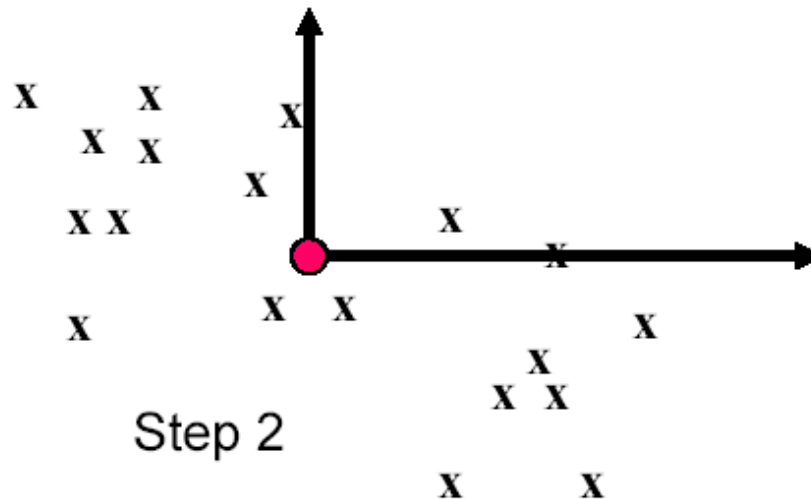
Calculer la moyenne de chaque vecteur de caractéristiques



Analyse en Composantes Principales

■ Etape 2

Soustraire la moyenne de chaque vecteur de caractéristiques



■ Etape 3

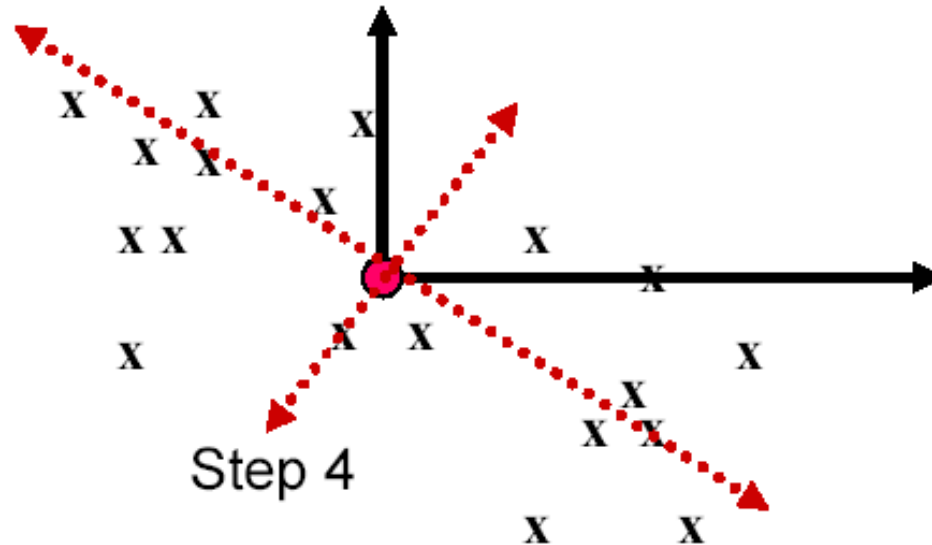
Calculer la matrice des covariances

$$\Psi = \frac{1}{N_i - 1} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T$$

Analyse en Composantes Principales

■ Étape 4

Calculer les valeurs et vecteurs propres de la matrice de covariance

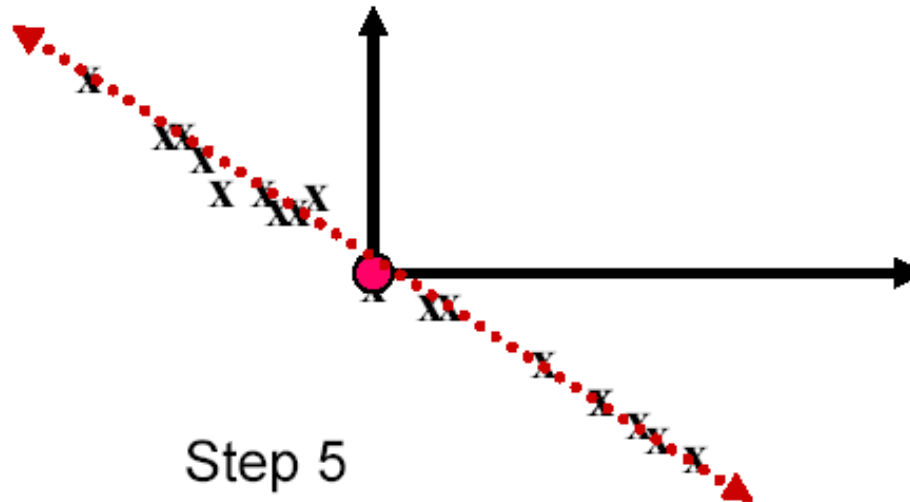


- Les vecteurs propres de la matrice de covariance représentent une base orthonormée d'axes principaux (significatifs) de l'ensemble des données
- Chaque valeur propre exprime l'importance du vecteur propre associé
 - *Plus la grande valeur propre est grande, plus le vecteur propre associé est significatif*

Analyse en Composantes Principales

■ Etape 5

Ne conserver que les valeurs propres (+ vecteurs) les plus grandes



■ Etape 6

Projeter les données dans ce nouvel espace propre



Analyse en Composantes Principales

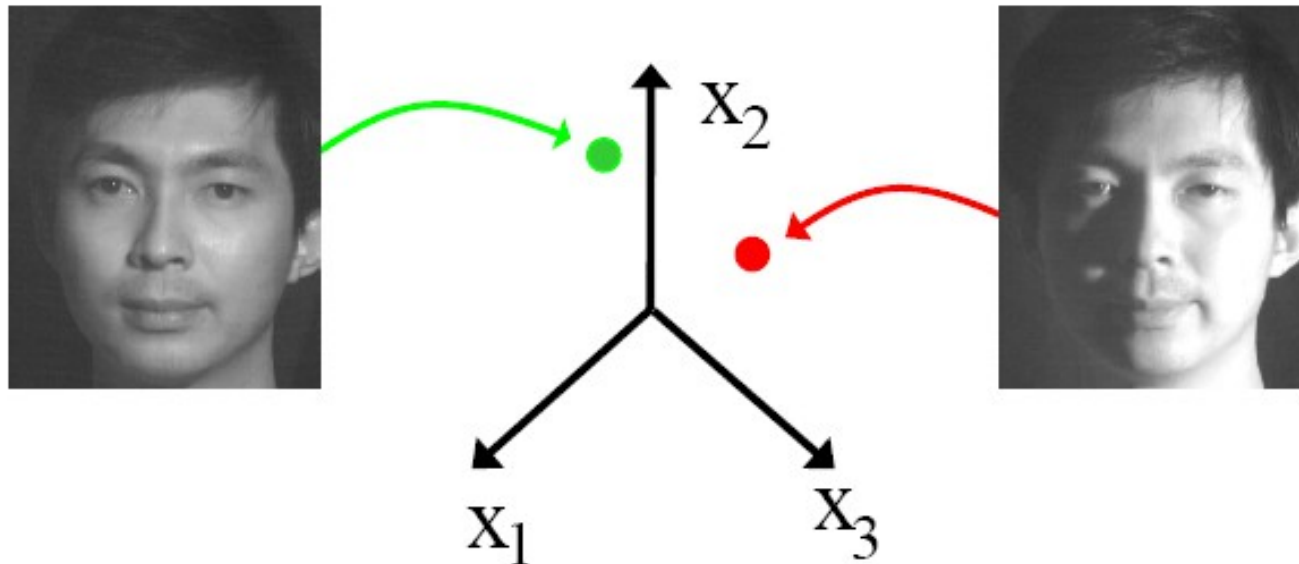
- L'Analyse en Composantes Principales sert à **optimiser les caractéristiques utilisées** pour la reconnaissance
- Une fois l'entraînement (ou apprentissage) des données terminé, pour **une nouvelle forme à reconnaître** :
 - On **calcule les caractéristiques** de cette forme
 - On **projette** les caractéristiques dans le nouvel espace propre (espace de l'ACP)
 - On **calcule la distance** avec chacune des classes possibles pour trouver la bonne classe d'appartenance



Exemple de reconnaissance de visage *basée sur l'apparence*

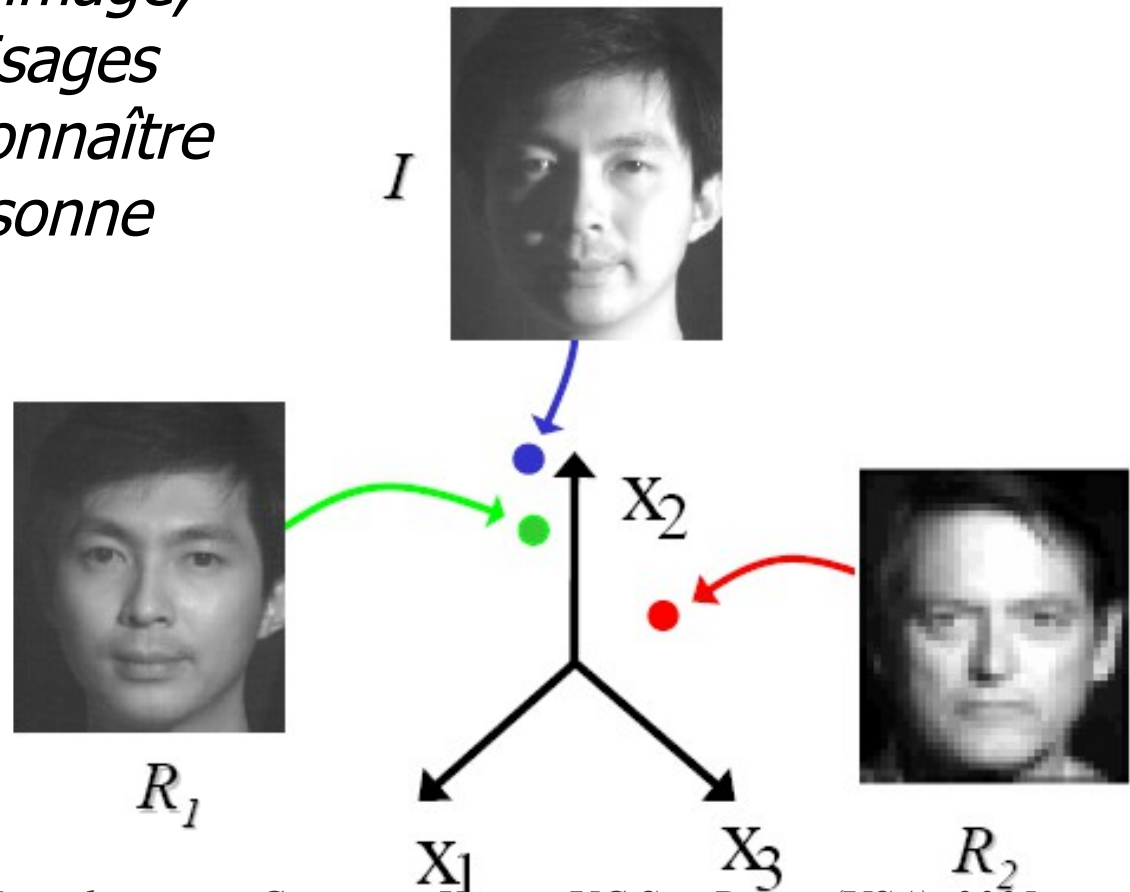
Reconnaissance basée sur l'apparence (*appearance-based*)

- La valeur de chaque pixel peut être considéré comme une caractéristique d'un vecteur.
- Pour une taille d'image $N \times M$:
$$X = \{ \text{img}(0,0), \text{img}(0,1), \dots \text{img}(0,M), \text{img}(1,0), \dots \text{img}(N,M) \}$$



Vecteurs de pixels (comparaison)

Pour une nouvelle image, on compare aux visages existants pour reconnaître l'identité de la personne



Exemple : Reconnaissance de visages



Ensemble d'images pour l'entraînement (ou apprentissage) du système de reconnaissance.



Exemple : Reconnaissance de visages

- La valeur de chaque pixel peut être considéré comme une caractéristique d'un vecteur
- Pour une taille d'image $N \times M$:
$$X = \{ \text{img}(0,0), \text{img}(0,1), \dots \text{img}(0,M), \text{img}(1,0), \dots \text{img}(N,M) \}$$
- Pour chaque image de l'ensemble initial, on calcule une image dans l'espace de l'ACP
- Cet espace propre identifie les caractéristiques importantes des visages
- Pour une nouvelle image d'une personne, on le compare aux visages existants pour reconnaître l'identité de cette personne

Exemple : Reconnaissance de visages



Visages dans l'espace propre de l'ACP

Problèmes spécifiques de la reconnaissance dans les images





Problèmes de la reconnaissance

(1) Position de la caméra

Translation, rotation, facteur d'échelle, étirement

Profondeur, orientation

(2) Variation dans l'éclairage, les couleurs, les ombres

Lumière différente ou réflexion (spéculaire) différente

(3) Occlusions

Une partie de l'objet peut ne pas être visible

(4) Variations dans une classe

*Visages, fleurs, ... **tout ce qui est vivant***

(5) Mouvement non-rigide

Corps humain, mains, ...

++

***La reconnaissance est avant tout
basée sur l'apparence des objets,
et non pas sur leur sémantique !***

Sémantique vs apparence :

Qu'est-ce qu'une chaise?



(1) Problème d'orientation



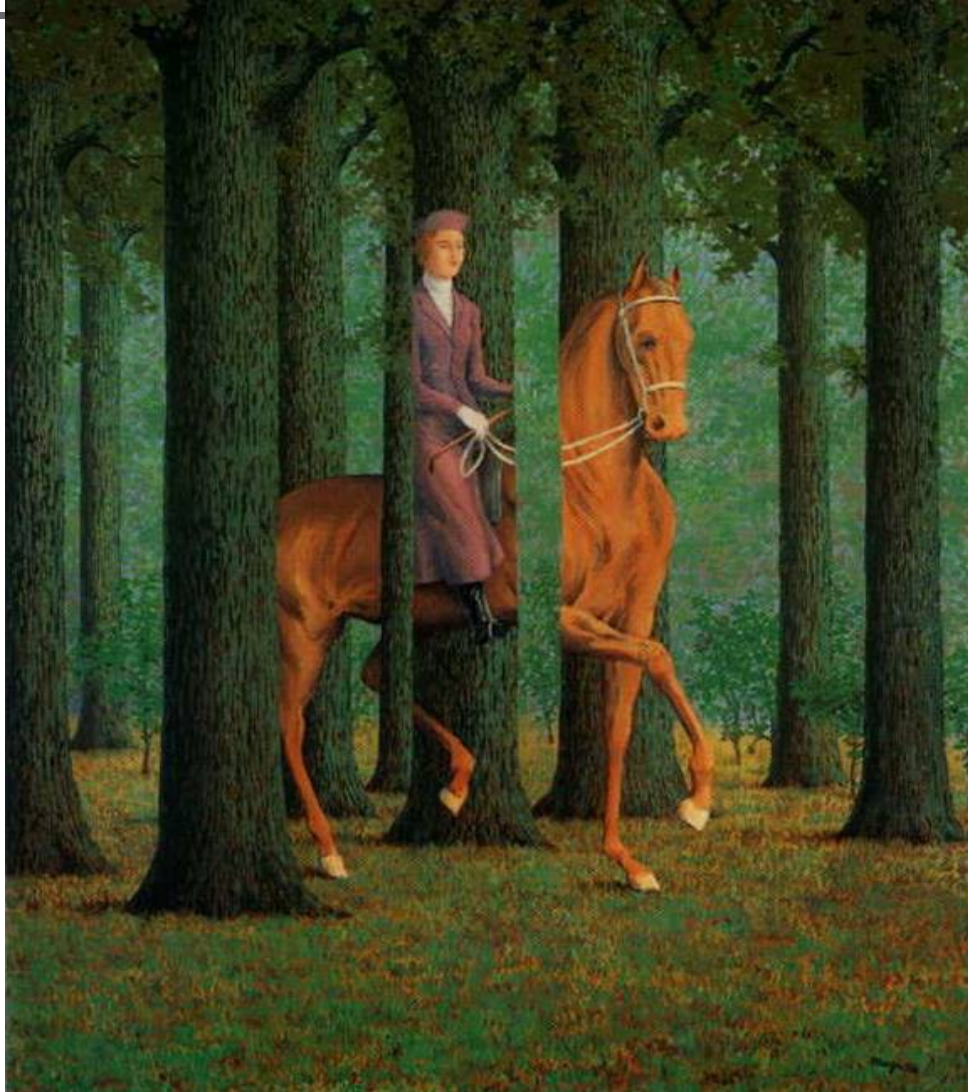
Michel-Ange 1475-1564

(2) Problème d'éclairage



(3) Problème d'occlusion

Magritte, 1957

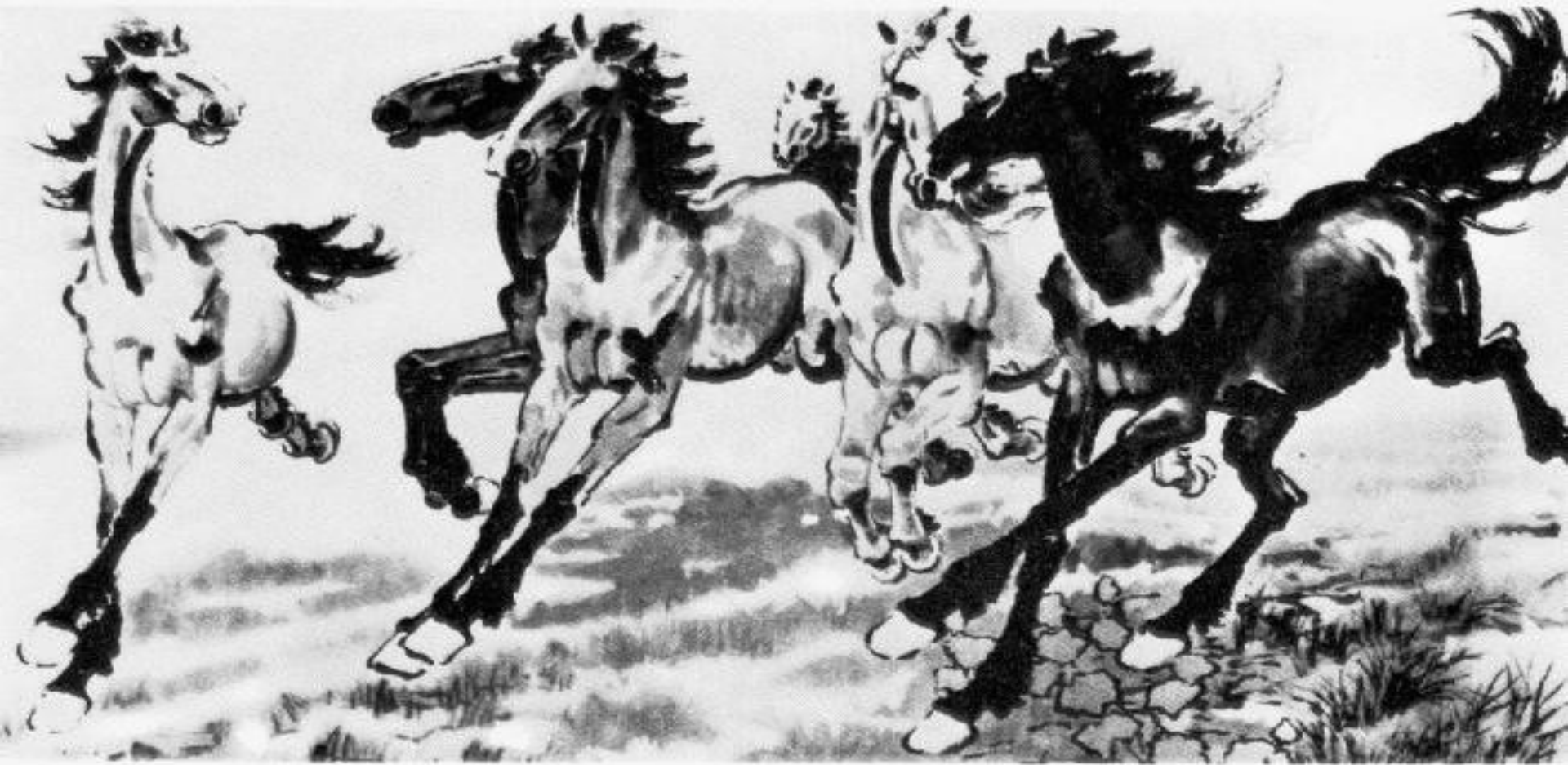




(4) Variabilité dans une classe



(5) Problème de déformation



Xu, Beihong 1943



C'est fini pour le traitement d'images...

...la suite au prochain semestre...

cours de Vision par Ordinateur



Références

- Livre:
 - Digital Image Processing (Gonzalez & Woods) : chap. 12: Recognition
- Analyse de forme
http://www.creatis.insa-lyon.fr/~bernard/files/courses/DIP-5ImageAnalysis_part3.ppt
- Jana Kosecka, CS 682 Computer Vision, George Mason University (USA).
 - <http://cs.gmu.edu/~kosecka/cs682.html>
- David Kriegman, Appearance-based recognition, CSE152 Introduction to Computer Vision, University of California, San Diego (USA), 2005.
 - <http://www.cse.ucsd.edu/classes/sp05/cse152/lec19.pdf>