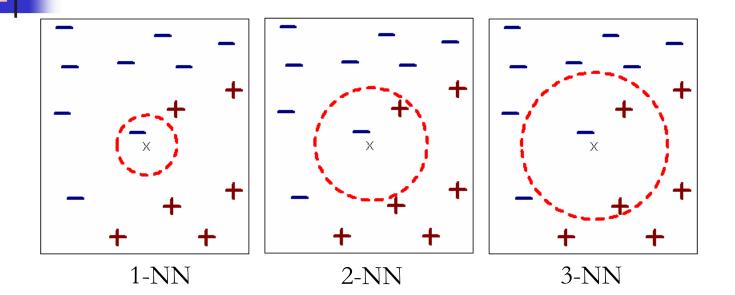


Mohamed Bouguessa



- Apprendre par analogie
 - Recherche d'un ou des cas similaires déjà résolus
 - « Dis-moi qui sont tes amis, je te dirais qui tu es »
- Pas de construction de modèle
 - C'est l'échantillon d'apprentissage, associé à une fonction de distance et d'une fonction de choix de la classe en fonction des classes des voisins les plus proches, qui constitue le modèle

Notion de k-plus proche voisin (k-NN)



- Les k plus proches voisins du point x sont les points avec la plus petite distance.
- Pour le calcul de la distance, on utilise, généralement, la distance euclidienne

$$D(p,q) = \sqrt{\sum_{k=1}^{d} (p_k - q_k)^2}$$



Exemple

Customer	Age	Income	No. credit cards	Loyal	
John 🧣	35	35K	3	No	
Rachel M	22	50K	2	Yes	
Hannah 🎉	63	200K	1	No	
Tom	59	170K	1	No	
Nellie 🐾	25	40K	4	Yes	
David	37	50K	2	?	



- Identification des k plus proche voisin de David
- k = 3
- La distance utilisée est la distance euclidienne

Customer	Age	Income	No. credit cards	Loyal
John 🦺	35	35K	3	No
Rachel	22	50K	2	Yes
Hannah	63	200K	1	No
Tom 🧗	59	170K	1	No
Nellie 👢	25	40K	4	Yes
David &	37	50K	2	Yes

Distance from David
sqrt [(35-37) ² +(35-50) ² +(3-2) ²]= 15.16
sqrt [(22-37) ² +(50-50) ² +(2-2) ²]= 15
sqrt [(63-37) ² +(200- 50) ² +(1-2) ²]= 152.2 3
sqrt [(59-37) ² +(170- 50) ² +(1-2) ²]= 122
sqrt [(25-37) ² +(40-50) ² +(4-2) ²]= 15.74



Paramètre:

k – nombre de voisins

Données:

Un échantillon d'apprentissage de N exemples/enregistrements avec leurs classes - La classe d'un exemple x est y)

Entrée:

Un enregistrement z (on doit chercher la classe de z)

Sortie:

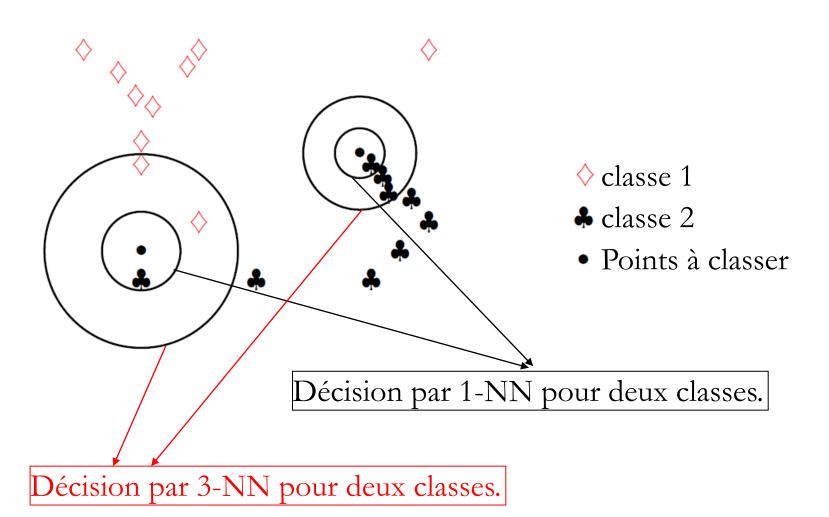
La classe de z est c

Approche:

- 1. Déterminer les k plus proches exemples de z en calculant les distances.
- 2. Choisir la classe majoritaire ℓ qui représente les k-plus proches voisins de χ .

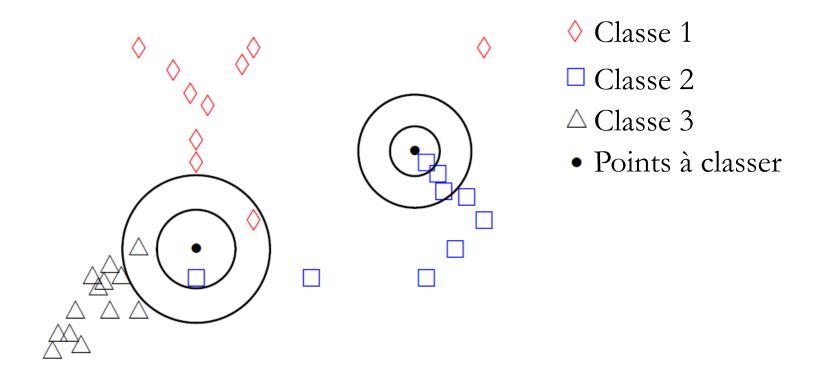
Illustration

Un problème de deux classes



Illustration

Un problème de trois classes



Décision par 1-ppv et 3-ppv pour trois classes.



Choix de la valeur de k

Diverses considérations théoriques et expérimentales mènent à l'heuristique suivante :

$$k \approx \sqrt{n/C}$$

n/C: est le nombre moyen de points d'apprentissage par classe.



Remarque

• Parfois il est préférable de normaliser les valeurs des attributs en utilisant les méthodes dans les diapositives suivants (méthodes : min-max et Z-score).



Normalisation

- la méthode min-max: normaliser à [new_min_A, new_max_A]
 - Mise à l'échelle pour avoir un petit intervalle spécifié

Ancienne valeur (valeur originale)
$$v' = \frac{v - min_A}{max_A - min_A} (new_max_A - new_min_A) + new_min_A$$

Nouvelle valeur (valeur normalisée)

Exemple: Intervalle des revenus entre 12 000\$ à 98 000\$ à normaliser entre [0, 1]

Donc la valeur 73 000\$ est transformée

$$\frac{73,000 - 12,000}{98,000 - 12,000}(1.0 - 0) + 0 = 0.716$$



Normalisation

- **Z-score:** (μ : moyenne, σ : écart type):
 - Même ordre de grandeurs pour les valeurs des attributs

$$v' = \frac{v - \mu_A}{\sigma_A}$$

Expl. Si
$$\mu = 54,000$$
, $\sigma = 16,000$. alors $\frac{73,600 - 54,000}{16,000} = 1.225$



Normalisation

Z-score (exemple)

valeur originale valeur normalisée

v1 v1' v2 v2' v2' 0.18 -0.84 Avg 0.68 20 -0.26 Avg 34.3 0.60 -0.14 sdev 0.59 40 0.11 sdev 55.9 0.52 -0.27 5 0.55 - </th <th></th> <th></th> <th></th> <th></th> <th>_ \</th> <th></th> <th></th> <th></th>					_ \			
0.60 -0.14 sdev 0.59 40 0.11 sdev 55.9 0.52 -0.27 5 0.55 - - 70 4 -	v1	v1'			v2	v2'		
0.52 -0.27 5 0.55 0.25 -0.72 70 4 0.80 0.20 32 -0.05 0.55 -0.22 8 -0.48 0.92 0.40 5 -0.53 0.21 -0.79 15 -0.35 0.64 -0.07 250 3.87 0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.18	-0.84	Avg	0.68	20	-0.26	Avg	34.3
0.25 -0.72 70 4 0.80 0.20 32 -0.05 0.55 -0.22 8 -0.48 0.92 0.40 5 -0.53 0.21 -0.79 15 -0.35 0.64 -0.07 250 3.87 0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.60	-0.14	sdev	0.59	40	0.11	sdev	55.9
0.80 0.20 32 -0.05 0.55 -0.22 8 -0.48 0.92 0.40 5 -0.53 0.21 -0.79 15 -0.35 0.64 -0.07 250 3.87 0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.52	-0.27			5	0.55		
0.55 -0.22 8 -0.48 0.92 0.40 5 -0.53 0.21 -0.79 15 -0.35 0.64 -0.07 250 3.87 0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.25	-0.72			70	4		
0.92 0.40 5 -0.53 0.21 -0.79 15 -0.35 0.64 -0.07 250 3.87 0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.80	0.20			32	-0.05		
0.21 -0.79 15 -0.35 0.64 -0.07 250 3.87 0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.55	-0.22			8	-0.48		
0.64 -0.07 250 3.87 0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.92	0.40			5	-0.53		
0.20 -0.80 32 -0.05 0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.21	-0.79			15	-0.35		
0.63 -0.09 18 -0.30 0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.64	-0.07			250	3.87		
0.70 0.04 10 -0.44 0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.20	-0.80			32	-0.05		
0.67 -0.02 -14 -0.87 0.58 -0.17 22 -0.23 0.98 0.50 45 0.20 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.63	-0.09			18	-0.30		
0.58 -0.17 0.98 0.50 0.81 0.22 0.10 -0.97 0.82 0.24 0.50 -0.30 22 -0.23 45 0.20 60 0.47 -5 -0.71 7 -0.49 2 -0.58	0.70	0.04			10	-0.44		
0.98 0.50 0.81 0.22 60 0.47 0.10 -0.97 -5 -0.71 0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.67	-0.02			-14	-0.87		
0.81 0.22 0.10 -0.97 0.82 0.24 0.50 -0.30 60 0.47 -5 -0.71 7 -0.49 2 -0.58	0.58	-0.17			22	-0.23		
0.10 -0.97 0.82 0.24 0.50 -0.30 -5 -0.71 7 -0.49 2 -0.58	0.98	0.50			45	0.20		
0.82 0.24 7 -0.49 0.50 -0.30 2 -0.58	0.81	0.22			60	0.47		
0.50 -0.30 2 -0.58	0.10	-0.97			-5	-0.71		
	0.82	0.24			7	-0.49		
3.00 3.87 4 -0.55	0.50	-0.30			2	-0.58		
	3.00	3.87			4	-0.55		



k-plus proches voisins - Discussion

- Tous les calculs doivent être effectués lors de la classification : pas de construction de modèle.
- Le modèle est l'échantillon d'apprentissage : cela nécessite l'utilisation
 - d'espace mémoire important pour stocker les données,
 - et des méthodes d'accès rapides pour accélérer les calculs.
- Classifieur sensible au choix de la valeur de k.



k-plus proches voisins - Discussion

- Le kNN est un classifieur qui coute cher en termes de ressource et temps de calcule alors que la classification avec un classifieur à modèle, comme les arbres de décisions, est très rapide une fois le modèle est établi (arbre construit).
- La prédiction avec &NN est basée sur une information locale qui est l'identification des plus proches voisins, alors avec les arbres de décisions un modèle global est construit qui modélise toutes les caractéristiques de l'ensemble de données d'apprentissage.



k-plus proches voisins - Discussion

Un avantage par rapport a un arbre de décision, la bordure de décision (séparation entre les classes) est de forme arbitraire

