Rapport TP Coalescence

Zakaridia - Dalila

12 octobre 2015

Ce projet a été réalisé en utilisant le logiciel octave.

1 Prise en main des programmes

— Tableau récapitulant le vecteur moyenne et matrice de variance-covariance pour les trois classes.

classe	matrice variance - covariance	Vecteur moyenne
1	$\begin{pmatrix} 4 \\ 4 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$
2	$\begin{pmatrix} -4 \\ -4 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}$
3	$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$

- La fonction $[x \ m \ clas] = initialiser()$ permet de générer aléatoirement les données de test et d'initialiser la partition optimale. Elle renvoie également la métrique associée aux données de test. En utilisant la fonction $affiche_classe(x,clas)$, nous obtenons la représentation graphique suivante représentant celle de la partition optimale.
- L'algorithme de coalescence a été codé dans le fichier coalescence.m.
- Pour tester l'algorithme, nous procédons comme suite :
 - Initialisation des données : $[x \ m \ clas] = initialiser()$
 - Exécution de la fonction $[clas2\ g] = lancerAleatoire(x, k, m)$: Dans cette fonction, nous choisissons aléatoirement les centres de gravité initiaux puis on exécute l'algorithme de coalescence. clas2 contient le résultat de la classification et g2 le centre de gravité par classe.
- Après exécution de l'algorithme de coalescence et affichage du résultat, nous observons des erreurs de classifications dues à la dispersion des individus au sein des classes (notamment la dispersion des individus dans la partition optimale ayant la classe numéro 2).

2 Influence du point de l'initialisation

- Chargement des données : [x m] = charger("td2 d1.txt")
- Visualisation planaire des données : visualiser(x)
- La visualisation planaire des individus nous permet de constater que ceux-ci peuvent être regrouper en deux classes.
 - En regroupant donc ces individus par application de l'algorithme de coalescence, nous observons que la répartition obtenu ne nous convient pas a chaque fois.
 - Le problème se situe lors de l'initialisation des centres de gravité. En effet choisir les deux centres gravités parmi les individus qui se ressemblent le plus, conduit à une partition non satisfaisante.
- Pour choisir des centres de gravité permettant d'obtenir une partition satisfaisante, nous choisissons deux individus en fonction de la moyenne (m) et de l'ecart-type (e) de la deuxième mesure. Les deux valeurs devront respecter les contraintes suivantes :
 - La première valeur $\geq e + m$
 - La seconde valeur $\leq m e$

3 Influence de la métrique

- Chargement des données : [x m] = charger("td2 d.txt")
- Visualisation planaire des données : visualiser(x)
- La visualisation planaire des individus nous permet de constater que ceux-ci peuvent être regrouper en deux classes.

En regroupant donc ces individus par application de l'algorithme de coalescence, nous observons que la répartition obtenu ne nous convient pas a chaque fois.

Le problème se situe lors de l'initialisation des centres de gravité. Et pour palier a ce probleme nous proposons une solution qui consiste a utilier la meyenne de la premiere et la deuxieme mesure pour calculer les deux mesures associers aux deux centre de gravite G1 et G2.

- Calculer la moyene de la premiere mesure Moym1.
- Calculer la moyene de la deuxieme mesure Moym2.
 - G1 (Moym1, $(\min(x(2,:)) + \max(2)/2)$).
 - G2 (Moym2, $(\max(x(2,:)) + \max(M2)/2)$).

le resultat obtenu est très satisfaisant.

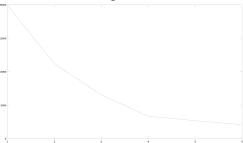
— avec l'ecart type de la mesure 1 est de 0.1 et que l'ecart type de la

mesure 2 et de 2 on appliquant la solution precedente nous obtenant un resultat insatisfaisant ,donc la metrique a bien influencer sur le resulat. La solution proposé est consiste à calculer la metriqe de la façon suivante :

- M(1,1)=1/VAR(x(1,:)).
- M(2,2)=1/VAR(x(2,:)). Le resultat obtenu est tres satisfaisant .

4 Choix du nombre de classes

L'algorithme de coalescence vise à minimiser la valeur de l'inertie intraclasse. D'après la courbe de représentation de cette valeur en fonction du nombre de classe, nous constatons que celle-ci décroît très peu à partir du nombre de classe K=4. Nous pouvons donc conclure que le nombre de classe



de l'ensemble d'apprentissage est 4.