Intelligence Artificielle et Apprentissage

Cours 3 : clustering hiérarchique

Adrien Revault d'Allonnes

ara@up8.edu

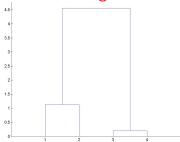
Université Paris 8 - Vincennes à Saint-Denis

IAA - S2 - 2024

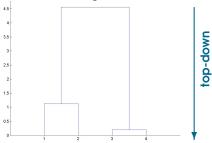
- Révéler des structures dans un arbre de clusters
- Deux variantes :
 - descendante (V.O. : divisive)
 - ascendante (V.O. : agglomerative)
- Représentation usuelle : le dendrogramme

* encore très inspiré d'Eamonn Keogh

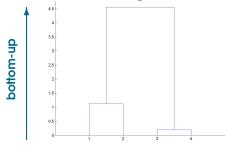
- Révéler des structures dans un arbre de clusters
- Deux variantes :
 - descendante (V.O. : divisive)
 - ascendante (V.O. : agglomerative)
- Représentation usuelle : le dendrogramme



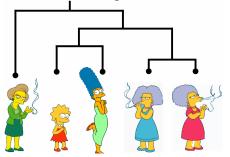
- Révéler des structures dans un arbre de clusters
- Deux variantes :
 - descendante (V.O. : divisive)
 - ascendante (V.O. : agglomerative)
- Représentation usuelle : le dendrogramme



- Révéler des structures dans un arbre de clusters
- Deux variantes :
 - descendante (V.O. : divisive)
 - ascendante (V.O. : agglomerative)
- Représentation usuelle : le dendrogramme



- Révéler des structures dans un arbre de clusters
- Deux variantes :
 - descendante (V.O. : divisive)
 - ascendante (V.O. : agglomerative)
- Représentation usuelle : le dendrogramme



Comment on fait?

 \bullet Nombre de dendrogrammes pour n feuilles :

```
\frac{(2n-3)!}{2^{n-2} \times (n-2)!}
\begin{array}{ccc} n & \text{\# dendro.} \\ 2 & 1 \\ 3 & 3 \\ 4 & 15 \\ 5 & 105 \\ \vdots & \vdots \\ 10 & 34\,459\,425 \end{array}
```

Comment on fait?

ullet Nombre de dendrogrammes pour n feuilles :

$$\frac{(2n-3)!}{2^{n-2} \times (n-2)!}$$

n # dendro.
2 1
3 3
4 15
5 105
: :
10 34 459 425

• Impossible de lister tous les dendrogrammes

Comment on fait?

ullet Nombre de dendrogrammes pour n feuilles :

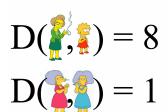
$$\frac{(2n-3)!}{2^{n-2} \times (n-2)!}$$

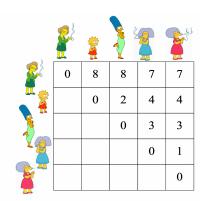
n # dendro.
2 1
3 3
4 15
5 105
: :
10 34 459 425

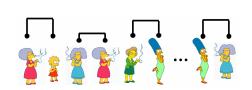
- Impossible de lister tous les dendrogrammes
- ⇒ Construction heuristique

- Au départ, chaque point dans son propre cluster
- Choisir la meilleure paire à fusionner
- Répéter jusqu'à ce que tous les clusters soient fusionnés

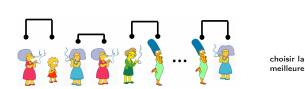
On commence avec la matrice des distances



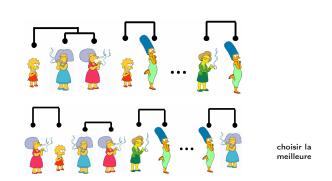




de toutes



de toutes les fusions



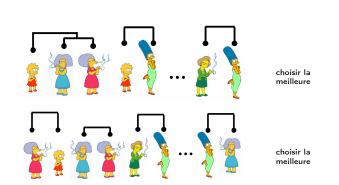


A. Revault d'Allonnes

de toutes

les fusions

de toutes les fusions

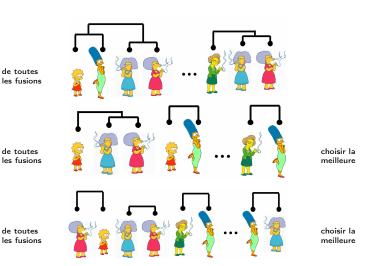


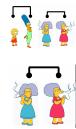
A. Revault d'Allonnes

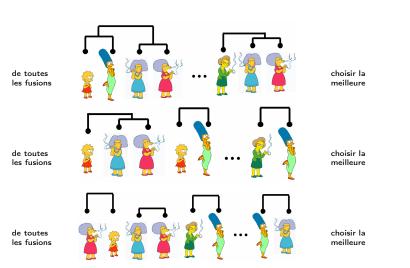
de toutes

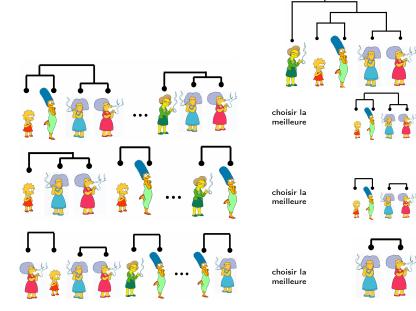
les fusions

de toutes les fusions









A. Revault d'Allonnes

de toutes les fusions

de toutes les fusions

de toutes

les fusions

IAA - 4

- On sait comparer deux données
- ¿ Comment comparer une donnée et un cluster?
- ¿ Comment comparer deux clusters?

- On sait comparer deux données
- ¿ Comment comparer une donnée et un cluster?
- *i* Comment comparer deux clusters?
- Différentes méthodes de liaison (V.O. : linkage) :

- On sait comparer deux données
- ¿ Comment comparer une donnée et un cluster?
- ¿ Comment comparer deux clusters?
- Différentes méthodes de liaison (V.O. : linkage) :
 - simple linkage : $\min_{a\in A,b\in B}d(a,b)$ distance entre les deux plus proches voisins, un dans chaque cluster

- On sait comparer deux données
- ¿ Comment comparer une donnée et un cluster?
- ¿ Comment comparer deux clusters?
- Différentes méthodes de liaison (V.O. : linkage) :
 - simple linkage : $\min_{a \in A, b \in B} d(a, b)$
 - distance entre les deux plus proches voisins, un dans chaque cluster
 - complete linkage : $\max_{a \in A, b \in B} d(a, b)$
 - distance entre les deux points les plus éloignés des deux clusters

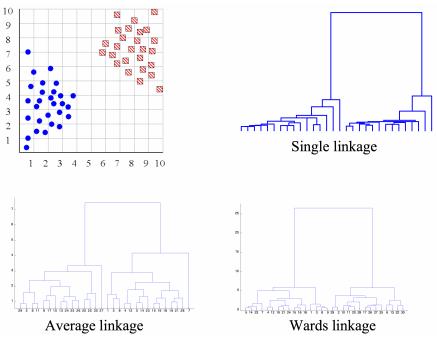
- On sait comparer deux données
- ¿ Comment comparer une donnée et un cluster?
- ¿ Comment comparer deux clusters?
- Différentes méthodes de liaison (V.O. : linkage) :
 - simple linkage : $\min_{a \in A, b \in B} d(a, b)$
 - distance entre les deux plus proches voisins, un dans chaque cluster complete linkage : $\max_{a} d(a, b)$
 - complete linkage : $\max_{a \in A, b \in B} d(a, b)$ distance entre les deux points les plus éloignés des deux clusters
 - group average linkage : $\frac{1}{|A| \times |B|} \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} d(a,b)$

moyenne des distances de toutes les paires de points entre clusters

- On sait comparer deux données
- ¿ Comment comparer une donnée et un cluster?
- ¿ Comment comparer deux clusters?
- Différentes méthodes de liaison (V.O. : linkage) :
 - simple linkage : $\min_{a \in A, b \in B} d(a, b)$
 - distance entre les deux plus proches voisins, un dans chaque cluster
 - complete linkage : $\max_{a \in A, b \in B} d(a, b)$
 - distance entre les deux points les plus éloignés des deux clusters
 - group average linkage : $\frac{1}{|A| \times |B|} \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} d(a,b)$
 - moyenne des distances de toutes les paires de points entre clusters
 - Ward linkage : $\sum_{x \in A \cup B} ||x \mu_{A \cup B}||^2 \sum_{x \in A} ||x \mu_{A}||^2 \sum_{x \in B} ||x \mu_{B}||^2$

minimisation de la variance des clusters fusionnés

- On sait comparer deux données
- ¿ Comment comparer une donnée et un cluster?
- ¿ Comment comparer deux clusters?
- Différentes méthodes de liaison (V.O. : linkage) :
 - simple linkage : $\min_{a \in A, b \in B} d(a, b)$
 - distance entre les deux plus proches voisins, un dans chaque cluster
 - complete linkage : $\max_{a \in A, b \in B} d(a, b)$
 - distance entre les deux points les plus éloignés des deux clusters
 - group average linkage : $\frac{1}{|A| \times |B|} \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} d(a,b)$
 - moyenne des distances de toutes les paires de points entre clusters
 - Ward linkage : $\sum_{x \in A \cup B} ||x \mu_{A \cup B}||^2 \sum_{x \in A} ||x \mu_{A}||^2 \sum_{x \in B} ||x \mu_{B}||^2$
 - minimisation de la variance des clusters fusionnés
- plein d'autres https://en.wikipedia.org/wiki/Hierarchical_clustering



Conclusion

Points forts :

- pas besoin de spécifier nombre de clusters
- côté hiérarchique intuitif dans certains domaines

Points faibles :

- pas de passage à l'échelle : complexité au moins $O(n^2)$ pour n objets
- optima locaux courants avec méthodes heuristiques
- interprétation pas toujours évidente