

Vytěžování Dat

Přednáška 4 – Shluková analýza

Miroslav Čepek

Katedra počítačů, Computational Intelligence Group

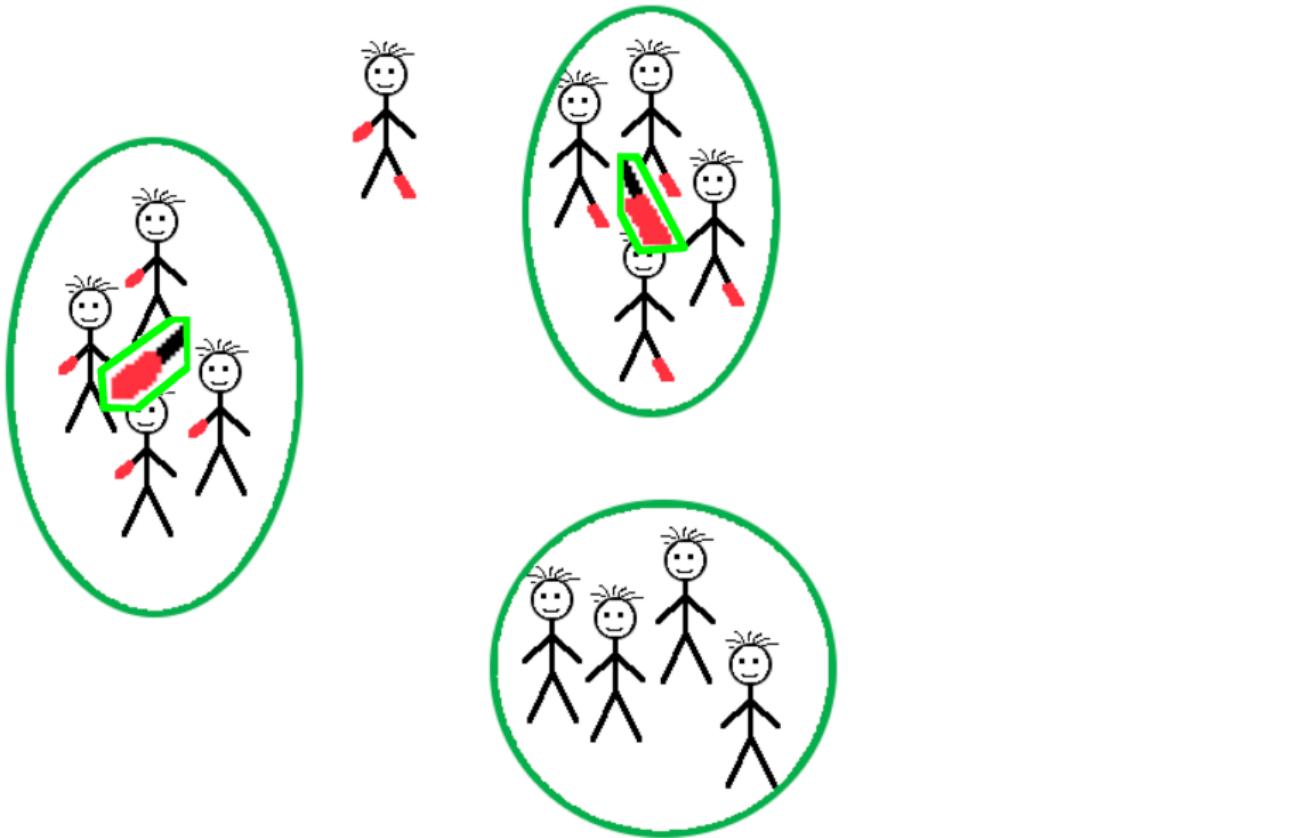


Evropský sociální fond Praha & EU:
Investujeme do vaší budoucnosti

15.10.2013

Co to je shluková analýza

- Je jednou ze základních úloh vytěžování dat.
- Jde o seskupení objektů do skupin podle jejich vlastností. Tak aby si objekty ve skupinách byly "nějak" podobné.
- A zároveň nebyly podobné objektů v jiných skupinách.



Co to je shluková analýza (II)

- V principu jde o optimalizační problém.
- Co se musí optimalizovat?

Co to je shluková analýza (II)

- V principu jde o optimalizační problém.
- Co se musí optimalizovat?
 - ▶ Počet shluků (skupin)
 - ▶ Přiřazení instancí do shluků

Jak zjistit, že jsou si dva vzory podobné?

- To je obecně velmi složitá otázka.
- Protože shlukovou analýzu budou provádět hlavně počítače, musí být výsledkem nějaké číslo.
- Z matematické analýzy známe pojem metrika – což je jiné označení vzdálenosti.
- Metrika musí splňovat několik základních podmínek, aby ji bylo možné použít.

Jak zjistit, že jsou si dva vzory podobné?

- To je obecně velmi složitá otázka.
- Protože shlukovou analýzu budou provádět hlavně počítače, musí být výsledkem nějaké číslo.
- Z matematické analýzy známe pojem metrika – což je jiné označení vzdálenosti.
- Metrika musí splňovat několik základních podmínek, aby ji bylo možné použít.
 - ▶ $d(x, y) \geq 0$
 - ▶ $d(x, y) = d(y, x)$
 - ▶ $d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y$
 - ▶ $d(x, y) + d(y, z) \geq d(x, z)$

Metriky

- Jaké znáte metriky?

Metriky

- Jaké znáte metriky?
- Eukleidovská metrika
- Manhattanská metrika
- Kosinová metrika

Metriky

- Jaké znáte metriky?
- Eukleidovská metrika
- Manhattanská metrika
- Kosinová metrika
- Příklady dalších metrik
 - ▶ Editační vzdálenost (vzdálesnost dvou slov = počet změn, kterými můžu změnit jedno slovo na druhé)
 - ▶ Grafová metrika (počet hran, které musím v grafu projít, abych se dostal do z jednoho uzlu do druhého)
 - ▶ http://en.wikipedia.org/wiki/Metric_space

Eukleidovská metrika

- Nejpřirozenější metrika, protože se s ní běžně setkáváme.
- Jak změříme vzdálenost dvou bodů na tabuli?

Eukleidovská metrika

- Nejpřirozenější metrika, protože se s ní běžně setkáváme.
- Jak změříme vzdálenost dvou bodů na tabuli?
- Pravítkem :)!
- A když známe souřadnice, můžeme ji spočítat. Jak?

Eukleidovská metrika (II)

- Pythagorova věta! $c = \sqrt{a^2 + b^2}$
- A Pythagorovu větu můžeme zobecnit pro \mathbb{R}^n

Eukleidovská metrika (II)

- Pythagorova věta! $c = \sqrt{a^2 + b^2}$
- A Pythagorovu větu můžeme zobecnit pro \mathbb{R}^n

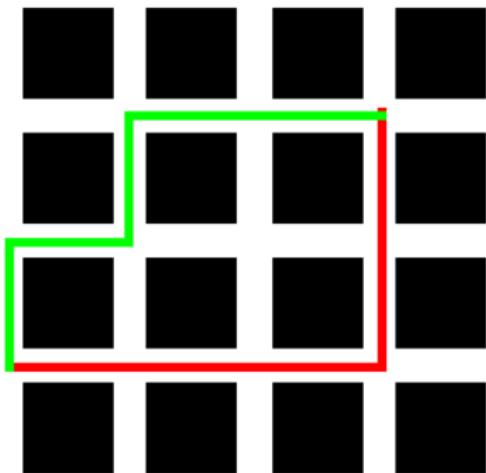
$$\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n), \vec{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$$

$$dist(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Manhattanská metrika (City-block distance)

- Základní myšlenka: Kolik bloků ve městě musím obejít, abych se dostal z jednoho místa na druhé?
- Nebo také – kolik tahů králem musím udělat abych se dostal z jednoho místa šachovnice na druhé?

Manhattanská metrika (City-block distance) (II)



- Pokud znám souřadnice, vzdálenost spočítám takto:

$$dist(\vec{x}, \vec{y}) = |x_1 - y_1| + |x_2 - y_2| + \dots + |x_n - y_n|$$

Kosinová vzdálenost

- Vzdálenost dvou vektorů je úhel, který svírají.

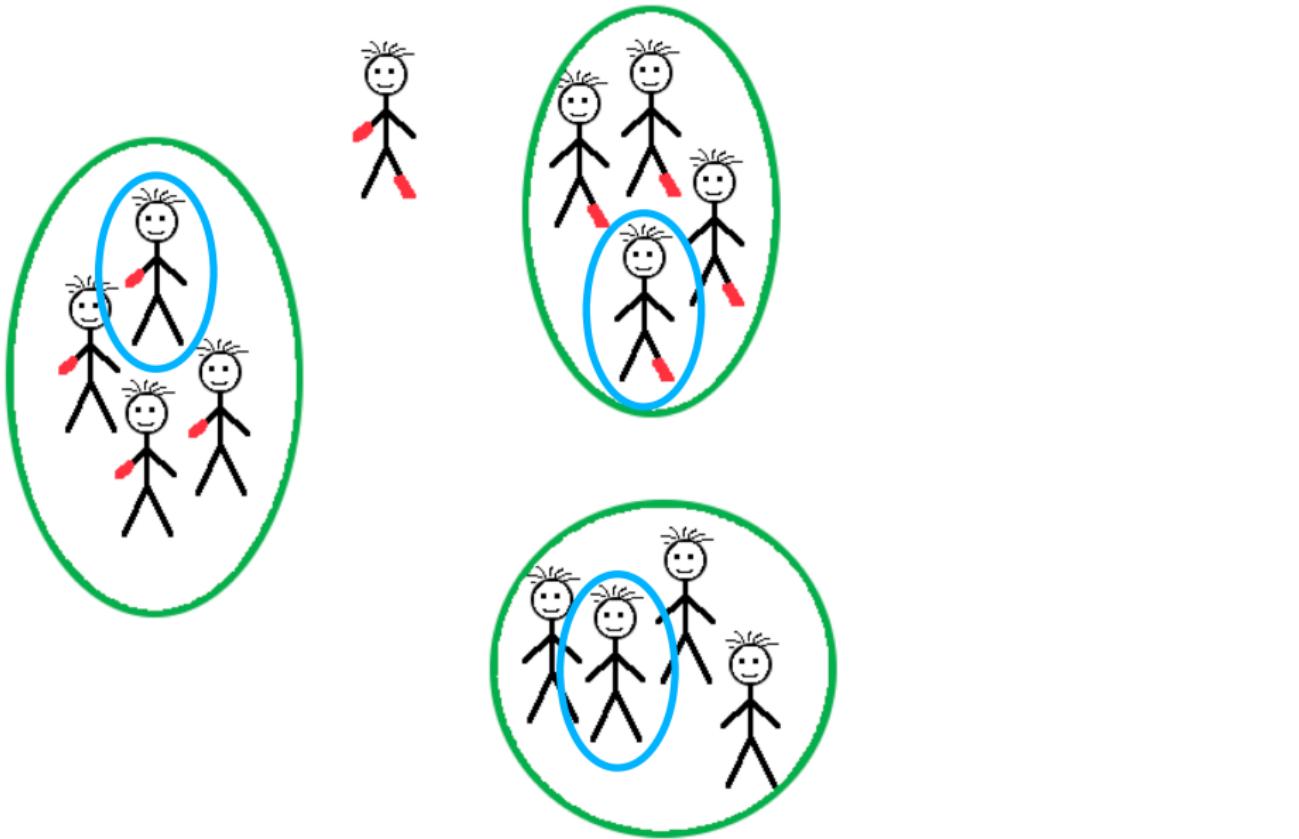
$$\text{similarity}(\vec{x}, \vec{y}) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i * y_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^2) * \sum_{i=1}^n (y_i^2)}}$$

- Výsledky této funkce jsou v rozmezí $-1 \dots +1$. -1 znamená úplný opak, 0 nezávislost a $+1$ naprostou shodu.
- Aby výsledky vyhovovali definici metriky je potřeba podobnost odečítst od jedné.

$$dist(\vec{x}, \vec{y}) = 1 - \text{similarity}(\vec{x}, \vec{y})$$

Shlukování pomocí KMeans

- Jednostlivé shluky budou zastoupeny jedním reprezentantem, který ponese vlastnosti typické pro danou skupinu/shluk.
- Každá instance (vzor) v datech bude reprezentována reprezentantem, který je jí nejpodobnější .
- Jinými slovy – který ji bude nejblíž (v dané metrice).



Shlukování pomocí KMeans

- Jak určit, kde je správné místo pro reprezentanty?
- Chceme, aby vzdálenost mezi reprezentanty a instancemi byla co nejmenší.
- Snažíme se vlastně minimalizovat součet všech vzdáleností mezi instancemi a jejich reprezentanty \Rightarrow jde o optimalizační problém.
- Taková optimalizace se dá řešit mnoha způsoby, ale jeden z nejjednodušších je iterační.

Algoritmus KMeans – značení

- Máme množinu n vstupních vzorů/instancí (vektorů) x_k . Jednotlivé složky vektoru budeme označovat $x_k(s)$.
- A máme množinu K reprezentantů. $means_i^t$ je i -tý reprezentant v kroku t .

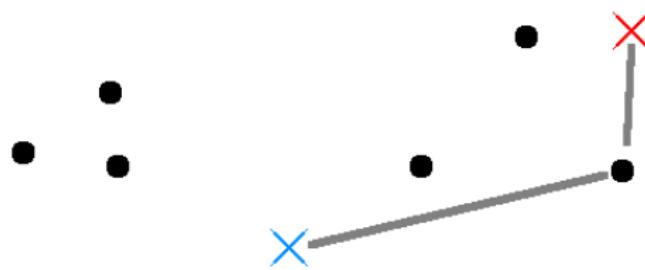
Algoritmus KMeans

- ① Nastav reprezentanty $means_i^0$ do náhodných počátečních bodů.
- ② Najdi a přiřaď každé instanci jeho nejbližšího reprezentanta.
 - ▶ $\forall x$ najdi j tak, aby $dist(x, means_j^t) \leq dist(x, means_i^t) \forall i$
 - ▶ a pro každého reprezentanta $means_i^t$ vytvoř množinu $nearest_i^t$ instancí, ke kterým je nejblíž.
- ③ Přesuň reprezentanta tak aby ležel "uprostřed" své množiny nejbližších instancí.
 - ▶ $means_i^{t+1}(s) = \frac{1}{\|nearest_i^t\|} \sum_{x_k \in nearest_i^t} x_k(s)$
- ④ Pokud se změnila poloha alespoň jednoho prezentanta, vrať se na bod 2. Jinak skonči.

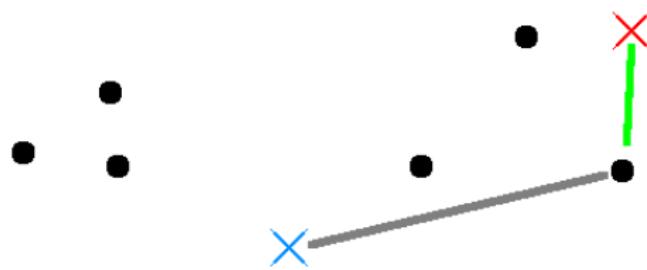
Ilustře KMeans



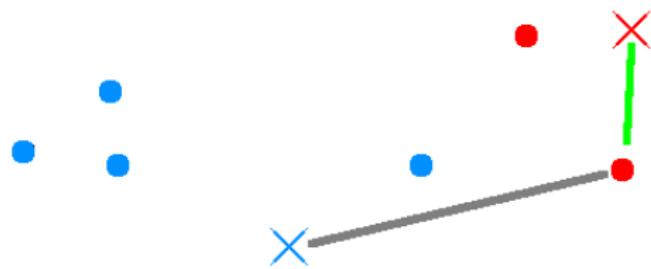
Illustrate KMeans (II)



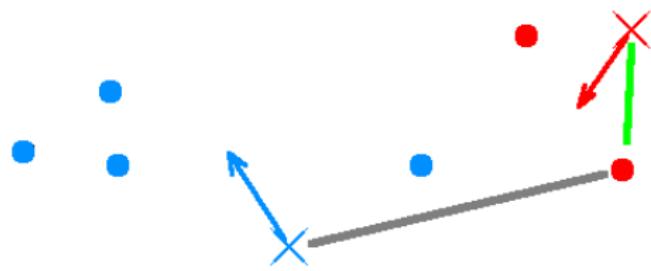
Illustrate KMeans (III)



Illustrate KMeans (IV)



Ilustrace KMeans (V)



Pohádka o Algoritmu KMeans :)

- Once there was a land with N houses.
- One day K kings arrived to this land.
- Each house was taken by the nearest king.
- But the community wanted their king to be at the center of the village, so the throne was moved there
- Then the kings realized that some houses were closer to them now, so they took those houses, but they lost some. This went on and on... (2-3-4)
- Until one day they couldn't move anymore, so they settled down and lived happily ever after in their village...

Problémy a stabilita shlukování pomocí KMeans

- Dopadne shlukování pomocí KMeans pokaždé stejně?

Problémy a stabilita shlukování pomocí KMeans

- Dopadne shlukování pomocí KMeans pokaždé stejně?
- Jak určit správný počet středů (shluků)?

Problémy a stabilita shlukování pomocí KMeans

- Dopadne shlukování pomocí KMeans pokaždé stejně?
- Jak určit správný počet středů (shluků)?
- Jak vyhodnotit jestli shlukování dopadlo dobře a jestli jsme zvolili přiměřené K?

Vyhodnocení shluků vytvořených KMeans algoritmem

- Jednou z možných metod je tzv. silueta.
- Silueta pro každou vstupní instanci spočítá jistotu zařazení instance do daného shluku.

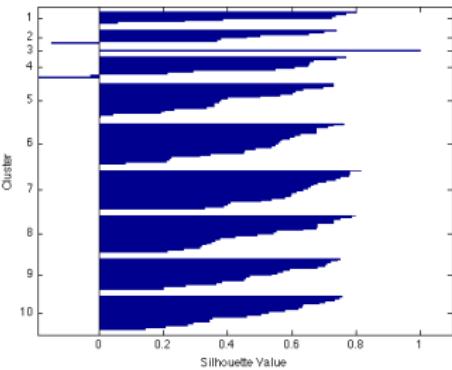
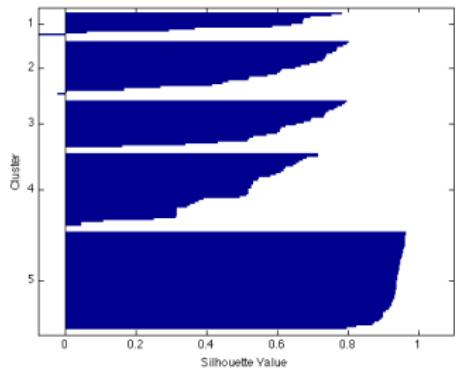
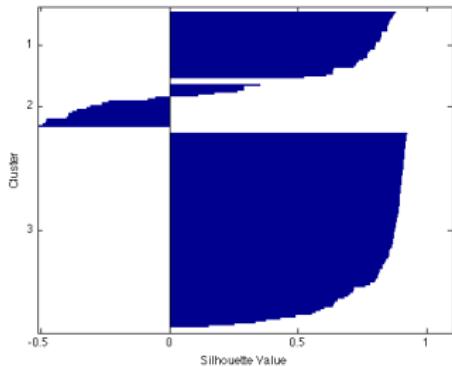
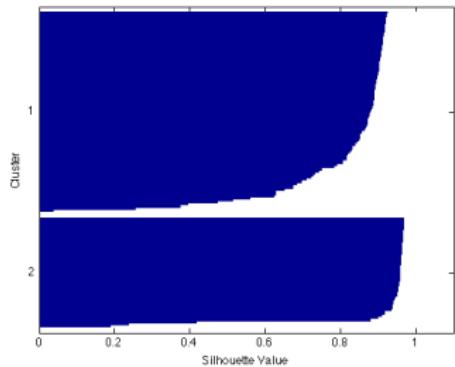
$$s(x_k) = \frac{b(x_k) - a(x_k)}{\max(a(x_k), b(x_k))}$$

- $a(x_k)$ je průměrná vzdálenost x_k od ostatních instancí shluku, ke kterému je přiřazena.
- $b(x_k)$ je průměrná vzdálenost x_k od instancí v nejbližším dalším shluku.
- Výsledné hodnoty jsou mezi -1 (x_k do shluku úplně nepatří) a +1 (úplně patří)
- ftp:
[//ftp.win.ua.ac.be/pub/preprints/87/Silgra87.pdf](http://ftp.win.ua.ac.be/pub/preprints/87/Silgra87.pdf)

Vyhodnocení shluků vytvořených KMeans algoritmem (II)

- Pokud vypočítáte siletu pro všechny instance a vykreslíte ji do grafu, můžete si udělat představu, jak shlukování dopadlo.

Ukázka Siluety – shluky Kosatců



- Které shlukování dopadlo lépe?
- Co třeba průměrná silueta přes všechny instance (ideálně přes testovací data)?

Stabilita shluků

- Jak zkusit, že shluky opravdu v datech jsou a výsledné shluky nejsou náhoda?
- Náhodným smazáním např. 10% různých instancí vygenerovat M podmnožin dat a spustit shlukování na každé podmnožině.
- Existuje několik ukázkových apletů/aplikací, kde si můžete zkusit, jak algoritmus funguje.
- http://home.dei.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/AppletKM.html

Interpretace shluků

- Má m říká, a co se shluky dál?

Interpretace shluků

- Mám shluky, a co se shluky dál?
- Typicky chci zjistit, jaké skupiny "objektů" jednotlivé shluky reprezentují.
- Respektive jejich typické vlastnosti.
- K tomu musím zjistit pozice centroidů a vymyslet, co jejich hodnoty znamenají.

Hierarchické shlukování – úvod

- KMeans, jak jsme viděli, má některé mouchy.
 - ▶ Kolik je v datech shluků?
 - ▶ Závislost výsledků na počátečních podmínekách.
- Šlo by shlukování dělat i jinak?

Hierarchické shlukování – úvod

- KMeans, jak jsme viděli, má některé mouchy.
 - ▶ Kolik je v datech shluků?
 - ▶ Závislost výsledků na počátečních podmínekách.
- Šlo by shlukování dělat i jinak?
- Šlo :). Jednou z možností je Hierarchické shlukování.
- Základní myslenka je, že vytvoříme hierarchii shluků. Vždy spojíme dva nejpodobnější shluky do jednoho většího.
- A takto budeme pokračovat, dokud nevytvoříme jeden mega-shluk.

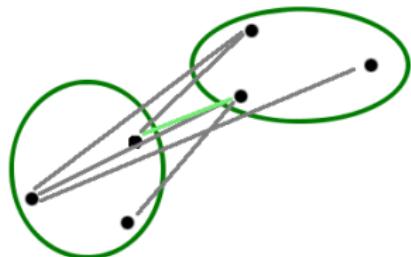
Hierarchické shlukování

- 1 Začne ze stavu, kdy každá instance je jedním shlukem.
- 2 Najdi dva nejbližší shluky.
- 3 Spoj je do jednoho.
- 4 Žůstávají nějaké shluky, které lze spojit? Pokud ano, vrať se na bod 2.

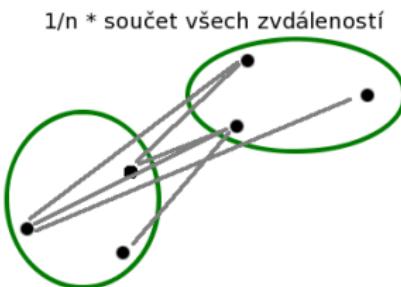
Nejbližší shluky

- Jak zjistím vzdálenost dvou shluků?
- Dokud shluky obsahují jen jednu instanci, je spočítání vzdálenosti jednoduché. Ale pak?
- Vzdálenost shluků je určena
 - ▶ Nejbližší sousedé – vzdáleností nejbližších instancí ve shluku.
 - ▶ Nejvzdálenější sousedé – vzdáleností nejvzdálenějších instancí ve shluku.
 - ▶ Vzdálenost středu – vzdáleností center (středů) shluků.
 - ▶ Průměrná vzdálenost – průměrná vzdálenost mezi všemi instancemi v obojích shlucích

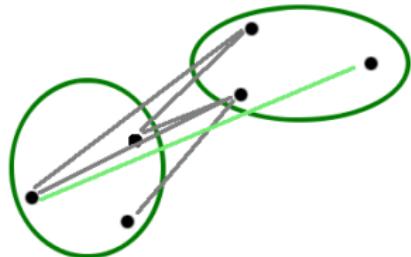
Vzdálenost shluků – ilustrace



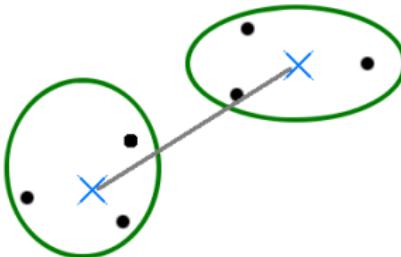
Nejkratší vzdálenost



Průměrná vzdálenost



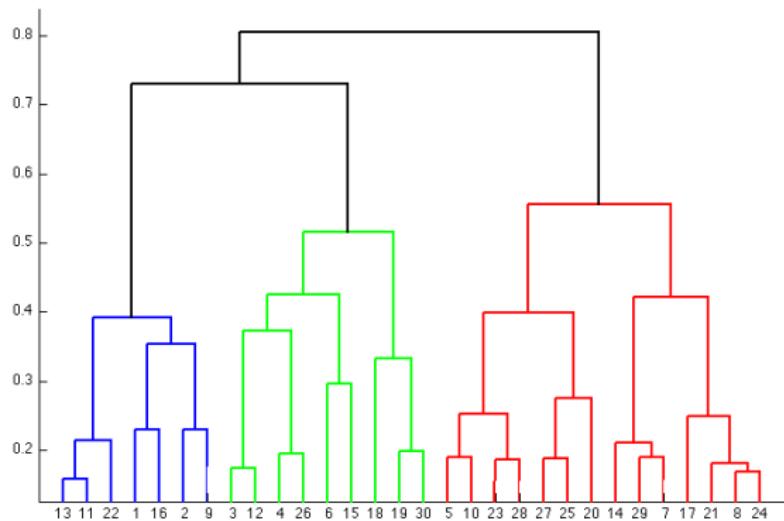
Největší vzdálenost



Vzdálenost mezi reprezentanty

Dendrogram

- Když zkusíme vizualizovat postup shlukování – tj. které shluky se spojují, získáme strom – dendrogram.
- Jak nalezneme počet shluků? Výběrem :), podle toho, kolik shluků potřebujeme nebo kolik vyjde jako nejvhodnější.



Vyhodnocení hierarchického shlukování

- Můžeme opět použít siluetu, stejně jak jsme ji používali v K-Means.
- Druhou možností je vypočítat CPCC (Cophenetic Correlation Coefficient).
- CPCC je normovaná kovariance vzdáleností v původním prostoru a v dendrogramu.
- Pokud je hodnota CPCC menší než cca 0.8, všechny instance patří do jediného velkého shluku.
- Obecně platí, že čím vyšší je kofenetický koeficient korelace, tím nižší je ztráta informací, vznikající v procesu slučování objektů do shluků.

Další informace a zdroje

- http://cmp.felk.cvut.cz/cmp/courses/recognition/zapis_prednasky/zapis_02/13/shlukovani.pdf
- <http://www.fit.vutbr.cz/study/courses/ZZD/public/seminar0304/hlukovani2.pdf>