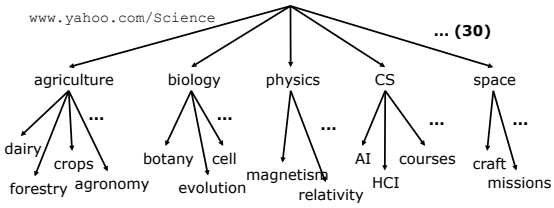
KOM341
Temu Kembali Informasi

KULIAH #9
- Text Clustering (Ch.16 & 17)

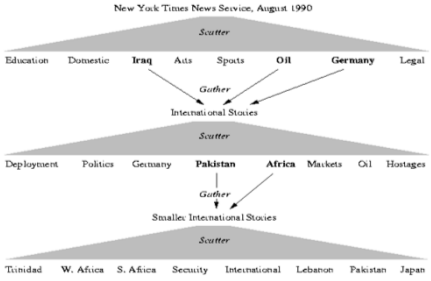
Clustering

- Pengelompokan, penggerombolan
- Proses pengelompokan sekumpulan obyek ke dalam kelas-kelas obyek yang memiliki sifat sama.
- Unsupervised learning

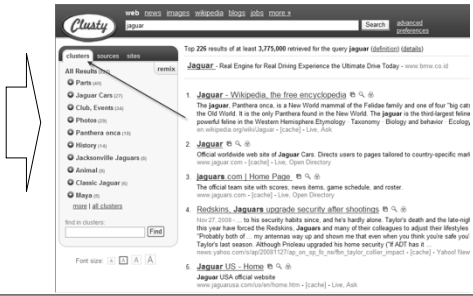
Yahoo! Hierarchy



Scatter/Gather: Cutting, Karger, and Pedersen



Vivisimo (http://clusty.com/) ➔ http://search.yippy.com/



Menggunakan cluster

- Hipotesis : dokumen dengan teks yang mirip memiliki keterkaitan.
- Oleh karena itu, untuk meningkatkan recall:
  - Kelompokkan dokumen pada korpus.
  - Jika query ***q*** cocok dengan dokumen ***d***, maka berikan juga dokumen lain yang sekelompok dengan ***d***.
- Contoh: query car juga akan memberikan dokumen tentang automobile (karena satu kelas).

Isu pada Clustering

- Representasi dokumen:
  - Ruang vektor? Normalisasi?
- Ukuran kesamaan/jarak
- Banyaknya kelas:
  - Tetap
  - Tergantung pada data

  Harus dihindari jumlah kelas yang terlalu sedikit atau terlalu banyak. Mengapa?

Apa yang membuat dokumen berhubungan?

- Ideal : kesamaan semantik
- Praktis : kesamaan statistik
  - Menggunakan ukuran kesamaan Cosine
  - Dokumen sebagai vektor
  - Untuk beberapa algoritme, lebih mudah memperhatikan jarak antar dokumen, dibanding kesamaannya.

Algoritme Clustering

- Partitional algorithms
  - Dimulai dengan sebagian secara acak
  - Dilakukan iterasi:
    - K means clustering
    - Model based clustering
- Hierarchical algorithms
  - Bottom-up, agglomerative
  - Top-down, divisive

Partitioning Algorithms

- Metode partisi: susun partisi ***n*** dokumen ke dalam ***K*** kelompok
- Formulasi masalah:
  - Diketahui koleksi dokumen dan nilai ***K***
  - Dapatkan partisi ***K*** kelompok dokumen yang mengoptimumkan partisi dengan kriteria tertentu:
    - Globally optimal: exhaustively enumerate all partitions
    - Effective heuristic methods: K-means and K-medoids algorithms

K-means

- Asumsikan tiap dokumen sebagai vektor bernilai bilangan riil
- Kelompokkan dokumen berdasarkan centroid pada suatu cluster ***c*** :

$$\vec{\mu}(c) = \frac{1}{|c|}\sum_{\vec{x}\in c}\vec{x}$$

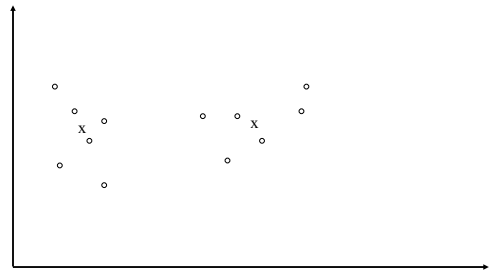
- Penempatan elemen pada clusters berdasarkan jarak terhadap centroid dari cluster yang ada (similarities)

Algoritme K-means

- Pilih K dokumen secara acak $\{s_1, s_2, \ldots s_K\}$ sebagai "seed".
- Lakukan iterasi:
  - Untuk setiap dokumen d_i, masukkan di ke cluster c_j sehingga jarak(x_i, s_j) adalah minimum.
  - Perbaiki centroid tiap cluster c_j

    $s_j = \mu(c_j)$

Contoh K-means (K=2)

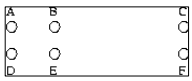


Kapan Iterasi Berhenti?

- Jumlah iterasi ditentukan
- Partisi dokumen tidak berubah
- Posisi centroid tidak berubah

Memilih Seed

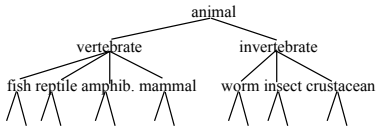
- Cluster yang dihasilkan tergantung pada pemilihan seed di awal (secara acak).
- Contoh



  - Jika mulai dengan B dan E sebagai centroid, maka akan konvergen ke {A,B,C} dan {D,E,F}
  - Jika mulai dengan D dan F sebagai centroid, maka akan konvergen ke {A,B,D,E} dan {C,F}

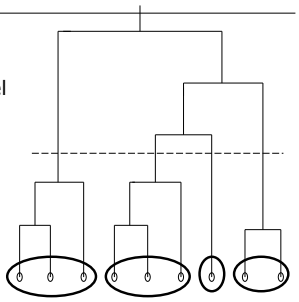
Hierarchical Clustering

- Membangun hirarki taksonomi berbasis denah pohon (dendogram) dari sekumpulan dokumen.



Dendogram

Cluster diperoleh dengan memotong dendogram pada level tertentu.



Hierarchical Agglomerative Clustering (HAC)

- Mulai dengan setiap dokumen sebagai suatu obyek tersendiri
- Gabungkan setiap obyek yang memiliki sifat sama (ukuran kesamaan paling tinggi, atau ukuran jarak paling kecil)
- Lakukan langkah kedua di atas seterusnya, dan berhenti jika semua obyek berada pada satu kelompok

Menggabungkan Cluster

- **Single-link**
  Menggunakan obyek yang paling dekat atau paling sama
- **Complete-link**
  Menggunakan obyek yang paling jauh atau paling tidak sama
- **Average-link**
  Menggunakan nilai rata-rata dari setiap anggota tiap cluster

Single Link

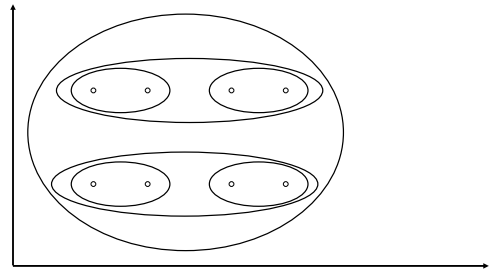
- Menggunakan ukuran kesamaan yang terbesar dari tiap pasangan.

$$sim(c_i, c_j) = \max_{x \in c_i, y \in c_j} sim(x, y)$$

- Setelah c_i dan c_j digabung, maka ukuran kesamaan dari cluster yang dihasilkan dengan cluster lainnya, c_k, adalah:

$$sim((c_i \cup c_j), c_k) = \max(sim(c_i, c_k), sim(c_j, c_k))$$

Single Link



Complete Link

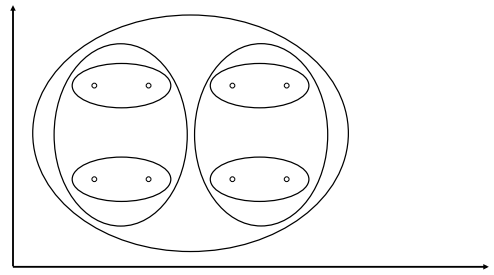
- Menggunakan ukuran kesamaan yang terkecil dari tiap pasangan.

$$sim(c_i, c_j) = \min_{x \in c_i, y \in c_j} sim(x, y)$$

- Setelah c_i dan c_j digabung, maka ukuran kesamaan dari cluster yang dihasilkan dengan cluster lainnya, c_k, adalah:

$$sim((c_i \cup c_j), c_k) = \min(sim(c_i, c_k), sim(c_j, c_k))$$

Complete Link



Average Link

- Menggunakan rata-rata dari pasangan ukuran kesamaan.

$$sim(c_i, c_j) = \frac{1}{\left|c_i \cup c_j\right|\left(\left|c_i \cup c_j\right| - 1\right)} \sum_{\vec{x} \in (c_i \cup c_j)} \sum_{\vec{y} \in (c_i \cup c_j): \vec{y} \neq \vec{x}} sim(\vec{x}, \vec{y})$$

- Merupakan kompromi dari pendekatan single link dan complete link.

Bagaimana Cluster yang Baik ?

- Kriteria internal: menghasilkan cluster yang baik dimana:
  - Kesamaan antar anggota dalam suatu cluster (intra-cluster) adalah tinggi
  - Kesamaan antar anggota dari cluster yang berbeda (inter-cluster) adalah rendah
  - Kualitas ukuran tergantung pada representasi dokumen dan ukuran kesamaan yang digunakan

Beberapa Ukuran Kesamaan

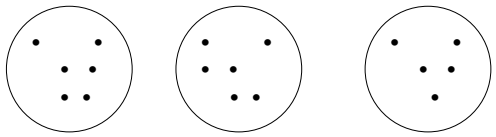
- Inner Product $|X \cap Y|$
- Dice Coefficient $\frac{2|X \cap Y|}{|X|+|Y|}$
- Cosine Coefficient $\frac{|X \cap Y|}{\sqrt{|X|} \cdot \sqrt{|Y|}}$
- Jaccard Coefficient $\frac{|X \cap Y|}{|X|+|Y|-|X \cap Y|}$

Bagaimana Cluster yang Baik ?

- Kriteria eksternal: diukur dengan menggunakan data kelas yang baik yang sudah diketahui (gold standard).
- Asumsikan ada C kelas-kelas yang baik (gold standard), sedangkan algoritma cluster kita menghasilkan *k* clusters, π_1, π_2, …, π_k dengan n_i anggota.
- Purity, rasio antara kelas yang dominan pada cluster π_i dan ukuran cluster π_i

$$Purity(\omega_i) = \frac{1}{n_i} \max_j (n_{ij}) \quad j \in C$$

Contoh Purity



Cluster I Cluster II Cluster III

Cluster I: Purity = 1/6 (max(5, 1, 0)) = 5/6
Cluster II: Purity = 1/6 (max(1, 4, 1)) = 4/6
Cluster III: Purity = 1/5 (max(2, 0, 3)) = 3/5

Rand Index (RI)

#anggota	Cluster yang sama	Cluster yang berbeda
Benar Sama	A	C
Benar Berbeda	B	D

$$RI = \frac{A+D}{A+B+C+D}$$

Contoh : Single Link

- Dokumen A, B, C, D, dan E mempunyai ukuran kesamaan sebagai berikut

	A	B	C	D	E
A	-	2	7	9	4
B	2	-	10	11	14
C	7	10	-	4	8
D	9	11	4	-	2
E	4	14	8	2	-

LATIHAN

- Diketahui matrik term-document sbb:

	d1	d2	d3	d4	d5
car	3	4	4	4	3
auto	7	3	0	0	1
insurance	0	3	9	0	2
best	4	0	7	5	0

- Dengan ukuran kesamaan Cosine dan Complete Link, lakukan clustering terhadap dokumen.

JULIO ADISANTOSO - ILKOM IPB