## DATA MINING

Pertemuan 8: Clustering

= 13

= 0

= 0

= 10

#### Materi

- Pendahuluan
  - Definisi

= 0

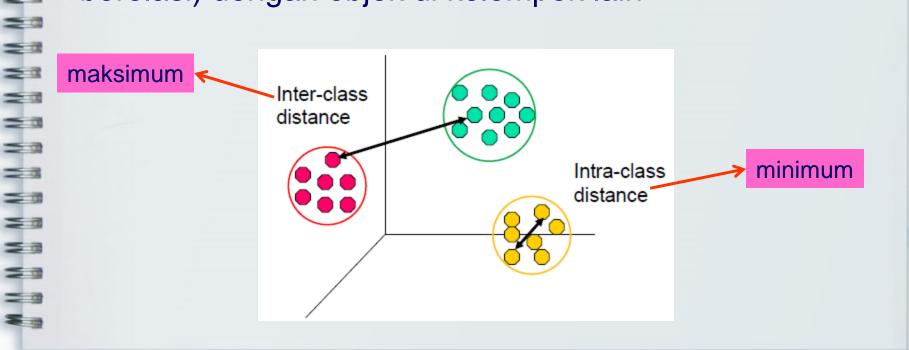
= 0

**5** 0

- Aplikasi clustering
- **Model Clustering** 
  - Partitional Clustering
  - Hierarchical Clustering

## Clustering

Pencarian kelompok dari sejumlah objek sedemikian hingga objek-objek dalam satu grup adalah mirip (atau berelasi) satu sama lain dan berbeda (atau tidak berelasi) dengan objek di kelompok lain



## Aplikasi dari Clustering

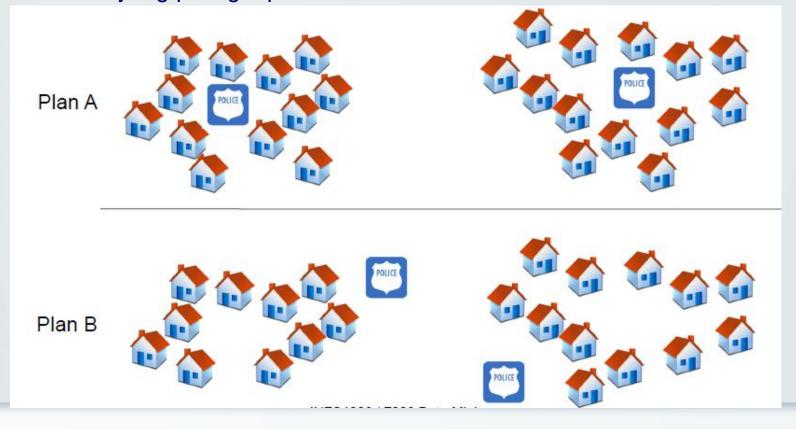
#### Perencanaan kota

= 3

= 0

**5** 0

• Misal kita ingin membangun 2 kantor polisi di area berikut, dimana lokasi yang paling tepat?



# Aplikasi dari Clustering (lanjutan)

Segmentasi pasar

≥ ii

= 0

= 0

= 3

**=** 0

**S a** 

= 9 **V** 9

- Misal Anda adalah seorang manajer kantor cabang di sebuah perusahaan asuransi
- Anda memiliki 10 tim marketing
- Anda ingin membagi pasar ke dalam 10 segmen, sehingga tiap tim dapat berkonsentrasi pada sebuah pasar tertentu saja
- Beberapa kriteria untuk segementasi:
  - Jenis Kelamin
  - Usia
  - Pendapatan
  - Pengeluaran
  - Karir
  - ....

## Aplikasi dari Clustering (lanjutan)

Mengurangi informasi yang serupa dalam penampilan hasil pencarian

= 72

= 3

= 0

= 0

= 3

= 0

= 0

5 0

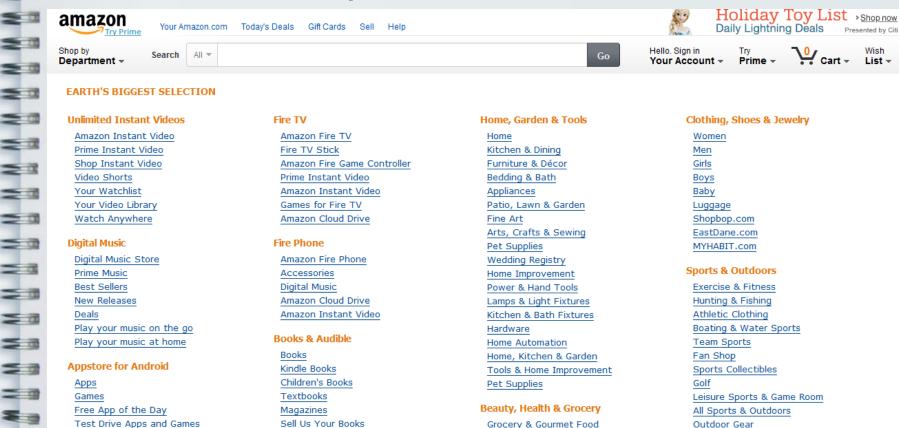
50

**S** m



## Aplikasi dari Clustering (lanjutan)

Memudahkan pencarian



### Seperti apa clustering yang baik?

- Metode clustering yang baik adalah yang menghasilkan cluster berkualitas tinggi dengan
  - Tingkat kesamaan tinggi pada item intra-class (dalam 1 kelas)
  - Tingkat kesamaan rendah pada item inter-class (dalam kelas yang berbeda)
  - Kemampuan untuk menemukan pola yang tersembunyi

= 0

**=** 0

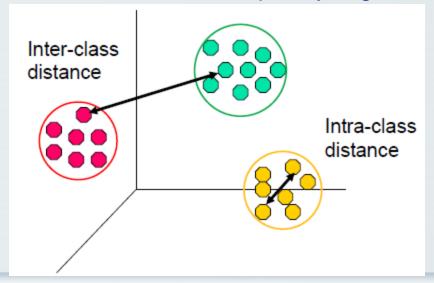
= 3

**= 0** 

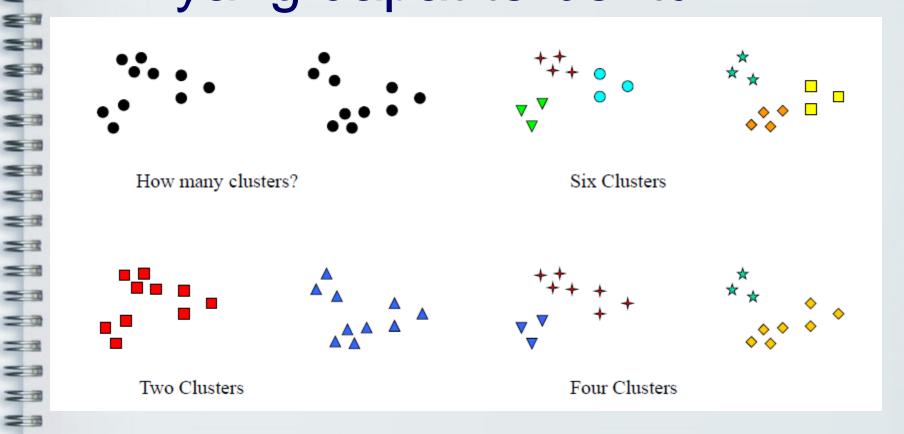
**=** 0

≥ 3 ≥ 3

**3** 7



## Pertanyaan: Ada berapa cluster yang dapat terbentuk?



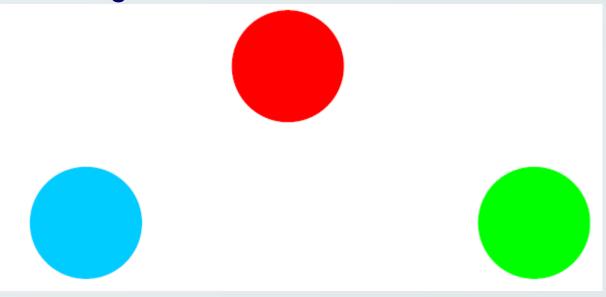
Pendefinisian sebuah cluster dapat bersifat ambigu

## Beberapa Tipe Cluster

- Well-separated clusters (terpisah dengan sempurna)
- Center-based clusters (memiliki pusat)
- Contiguous clusters (bersebelahan)
- Density-based clusters (berdasarkan kerapatan)
- Property atau Conceptual (dibagi berdasar sifat atau konsepnya)
- Dideskripsikan dengan sebuah Fungsi Objektif

## Tipe Cluster: Well-Separated

Cluster adalah sekumpulan titik-titik sedemikian hingga sembarang titik pada sebuah cluster lebih dekat (atau lebih mirip) dengan titik pada cluster yang sama daripada dengan titik lain di luar cluster tersebut



Tiga cluster yang well-separated

## Tipe Cluster: Center-based

Sebuah cluster adalah sekumpulan objek sedemikian hingga sebuah objek pada cluster tersebut lebih dekat (atau lebih mirip) dengan "pusat" cluster, daripada dengan pusat cluster lain

**=** 0

**=** 0

Pusat dari cluster dapat berupa centroid (rata-rata dari semua titik pada cluster) atau medoid (titik yang paling representatif dari cluster tersebut)



**Empat cluster yang center-based** 

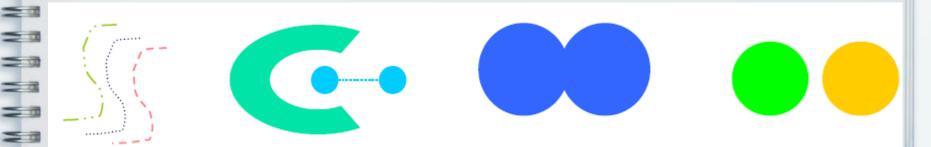
## Tipe Cluster: Contiguity-Based

Cluster yang contiguous (tetangga terdekat/nearest neighbor atau transitif):

**20** 

S 13

 Cluster adalah sekumpulan titik-titik sedemikian hingga sebuah titik pada cluster lebih dekat (atau lebih mirip) dengan satu atau lebih titik lainnya dalam cluster tersebut daripada dengan titik lainnya di luar cluster



Delapan cluster yang bersifat contiguous

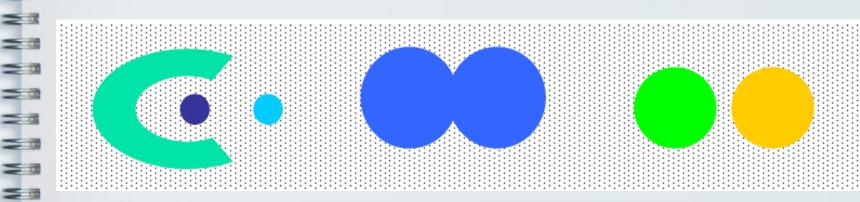
## Tipe Cluster: Density-Based

20

20. 20

\$10 \$10 \$10 \$10 \$10 \$10

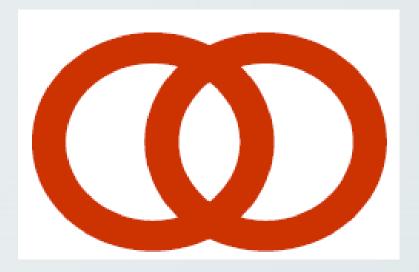
- Sebuah cluster adalah sebuah daerah yang rapat dengan titik-titik, dimana daerah dengan kerapatan rendah terpisah dengan daerah dengan kerapatan tinggi
- Tipe ini digunakan ketika cluster bersifat irreguler atau saling bertautan, dan ketika terdapat *noise* atau *outlier*



**Enam cluster yang density-based** 

## Tipe Cluster: Conceptual

Memiliki sifat atau konsep yang sama



**5** 0

Dua cluster lingkaran yang saling overlap

## Tipe Clustering

- Secara umum, ada dua tipe clustering:
  - Partitional Clustering

**3** 3

= 3 = 3

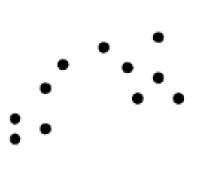
= 3

= 0 = 3

- Membagi objek data ke dalam sub-himpunan (cluster) yang tidak overlap sedemikian hingga tiap objek data berada dalam 1 sub-himpunan
- Hierarchical Clustering
  - Serangkaian cluster bersarang (nested clusters) yang teroganisir dalam bentuk pohon hirarkis → disebut dendrogram

p3 p4

## Partitional Clustering

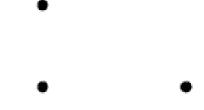


= 0

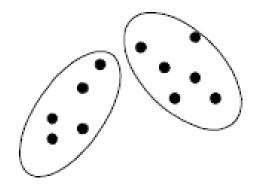
= 0

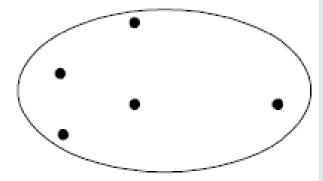
= 0

**S** 0



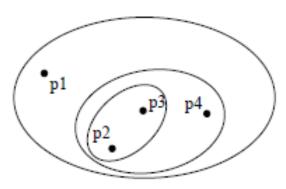
Original Points





A Partitional Clustering

## Hierarchical Clustering



Traditional Hierarchical Clustering

= 13

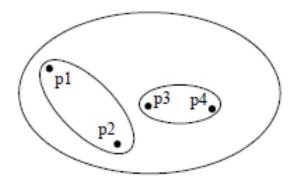
**=** 3

**= a** 

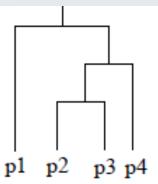
**=** 0

**5** 0

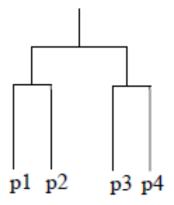
**S m** 



Non-traditional Hierarchical Clustering



Traditional Dendrogram



Non-traditional Dendrogram

# Model Clustering: PARTITIONAL CLUSTERING

2 11

= 3

× 10

#### 1. K-Means

- Langkah:
  - Pilih k titik sebagai centroid awal
  - Ulangi

= 3

= 0

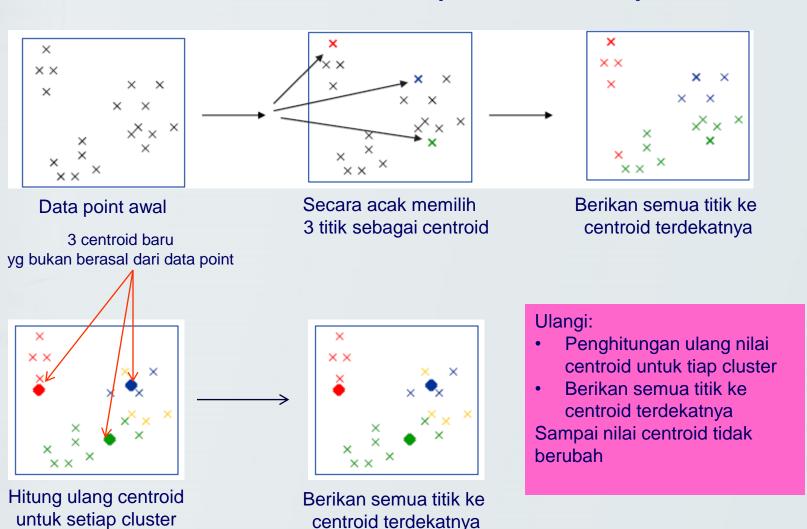
= 3 =**3** a **S B** 

- Memberikan semua titik kepada centroid terdekat
- Hitung ulang nilai centroid
- Sampai semua centroid tidak berubah

## 1. K-Means (keterangan)

- Centroid awal biasanya dipilih secara random, sehingga cluster yang terbentuk dapat bervariasi setiap kali algoritma dijalankan
  - Centroid biasanya merupakan rata-rata dari keseluruhan titik pada cluster
  - Tingkat "kedekatan" diukur dengan Euclidean distance, cosine similarity, korelasi, dsb
- = 3 K-means akan mengerucut akibat dari pengukuran jarak **20** di atas
- **23.** Sebagian besar pengerucutan terjadi pada beberapa iterasi pertama

## 1. K-Means (Contoh)



= 7

= 0

= 3

**=** 0

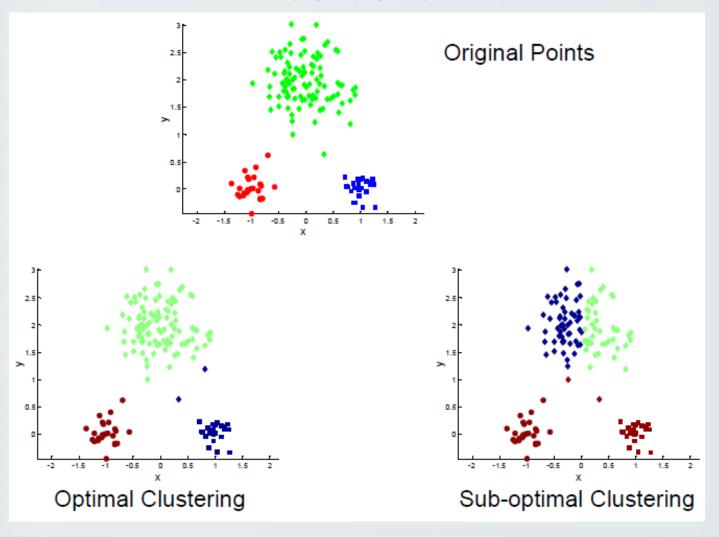
**= a** 

**5** 0

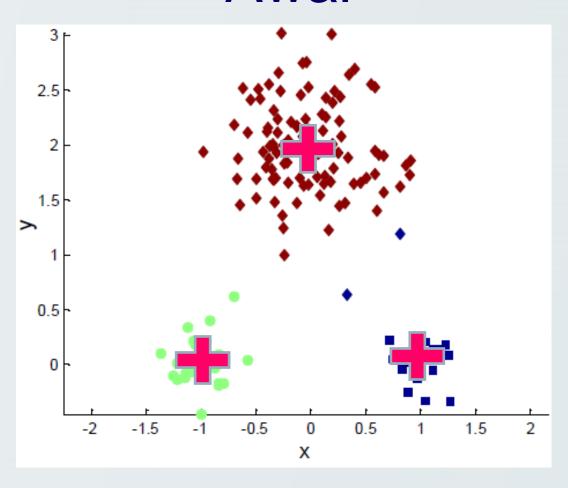
**S** 3

**S m** 

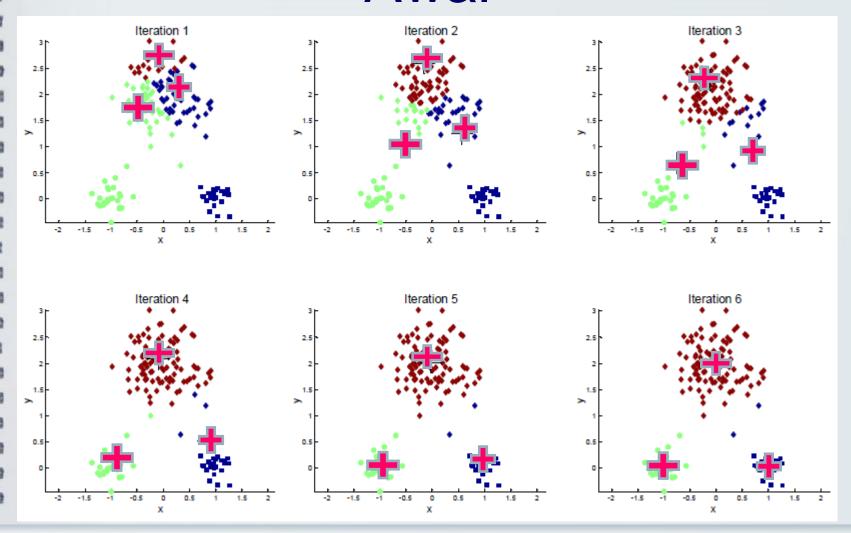
## Contoh Dua K-Means Clustering yang berbeda



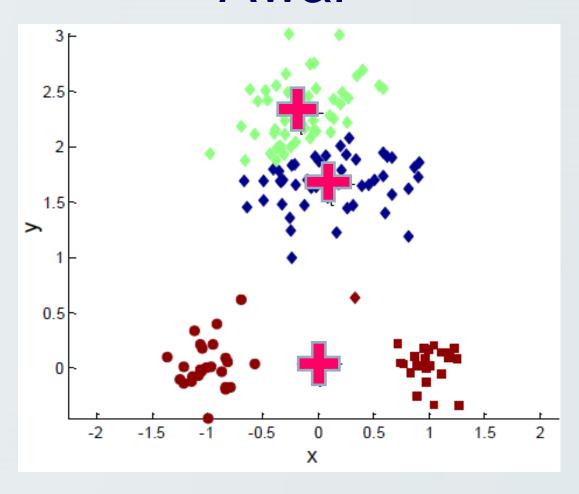
## Pentingnya Memilih Centroid Awal



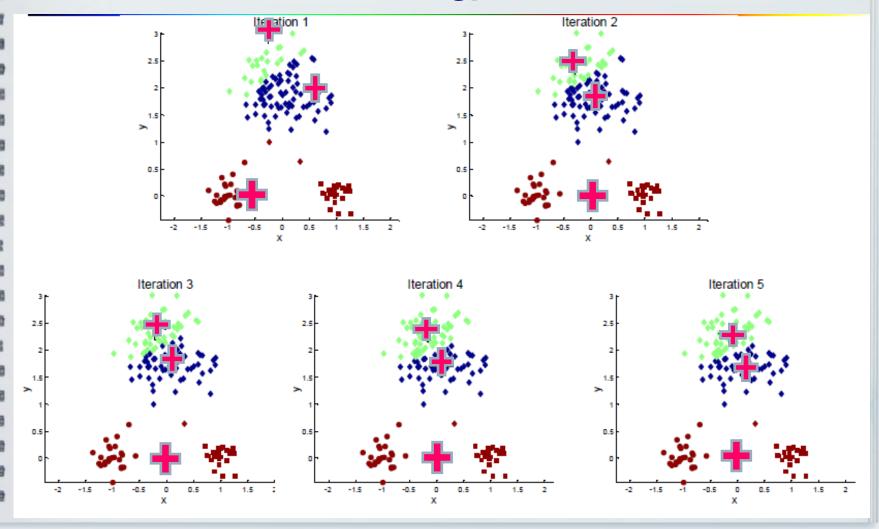
## Pentingnya Memilih Centroid Awal



## Pentingnya Memilih Centroid Awal



## Pentingnya Memilih Centroid Awal



## Mengevaluasi Cluster K-Means

- Metode pengukuran yang paling umum adalah dengan Sum of Squared Error (SSE)
  - Untuk setiap titik, errornya adalah jarak ke cluster terdekat

20

> 0

20

**=** 0

= 3

= 0

**S** 0

50

= 3

**S** m

 Untuk mendapatkan SSE, kita mengkuadratkan error dan menjumlahkannya

$$SSE = \sum_{i=1}^{K} \sum_{x \in C_i} dist^2(m_i, x)$$

- x adalah titik data pada cluster  $C_i$  dan  $m_i$  adalah titik yang mewakili cluster  $C_i$ . Dapat dikatakan  $m_i$  adalah pusat dari  $C_i$
- Jika ada 2 cluster, kita dapat memilih yang memiliki error terkecil
- Satu cara untuk mengurangi SSE adalah dengan menaikkan K (jumlah cluster)
  - Tapi ingat, clustering yang baik dengan nilai K yang lebih kecil dapat memiliki nilai SSE yang lebih rendah dari clustering yang buruk dengan nilai K yang lebih besar

#### Latihan

- Misal Anda diminta untuk mengelompokkan variabel *usia* berikut ke dalam 3 kelompok: 18, 22, 25, 42, 27, 43, 33, 35, 56, 28
- Gunakan K-Means untuk menunjukkan prosedur clustering langkah-per-langkah = 0 dengan centroid awal: 22, 35, dan 43
- 2. Hitung nilai SSE-nya

$$SSE = \sum_{i=1}^{K} \sum_{x \in C_i} dist^2(m_i, x)$$

### Solusi Terhadap Permasalahan **Centroid Awal**

- Menjalankan algoritma beberapa kali
- Mengambil sampel dan menggunakan hierarchical clustering untuk menentukan centroid awal
  - Pilih lebih dari *k* centroid awal lalu pilih di antara centroid awal tersebut -> Pilih yang terpisah paling jauh antar centroid

## Untuk menangani Cluster Kosong

Algoritma basic K-Means dapat menghasilkan cluster kosong

= 72

**=** 0

- Beberapa strategi untuk menanganinya:
  - Pilih titik yang berkontribusi paling besar terhadap nilai SSE
  - Pilih titik pada cluster yang memiliki SSE terbesar
  - Jika ada beberapa cluster kosong, ulangi langkah di atas beberapa kali

#### Pre-processing dan Post-processing

Pre-processing

20

**5** 0

= 3

**=** 3

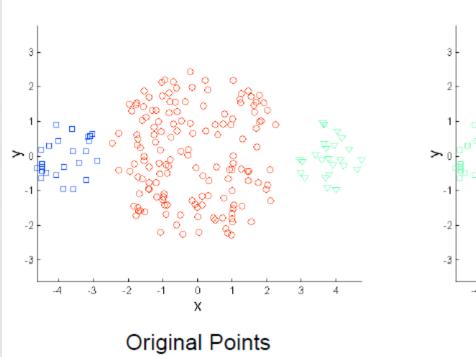
**3** a

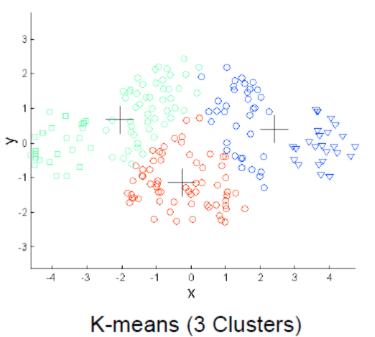
- Normalisasi data
- Buang outlier
- Post-processing
  - Buang cluster kecil yang mungkin mewakili outlier
  - Bagi/split cluster yang "renggang", yakni cluster yang memiliki nilai SSE tinggi
  - Gabung cluster yang "berdekatan" dan memiliki nilai SSE rendah

- K-Means memiliki masalah ketika cluster memiliki perbedaan:
  - Ukuran

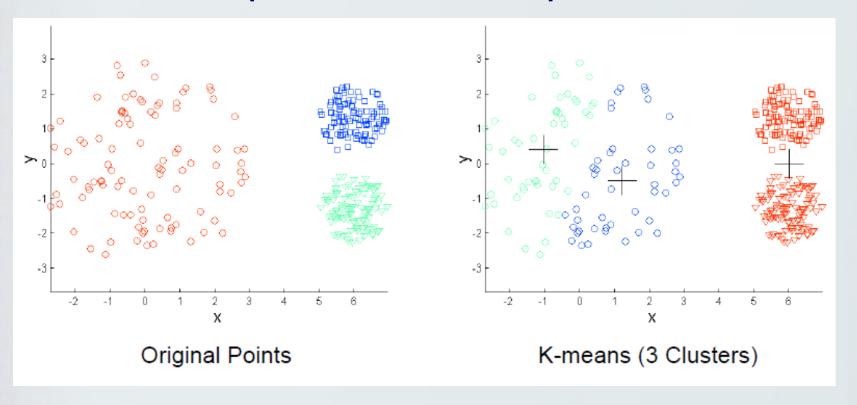
- Kerapatan
- Bentuk non-globular
- K-Means memiliki masalah pada data yang memiliki outlier

Ketika ada perbedaan ukuran

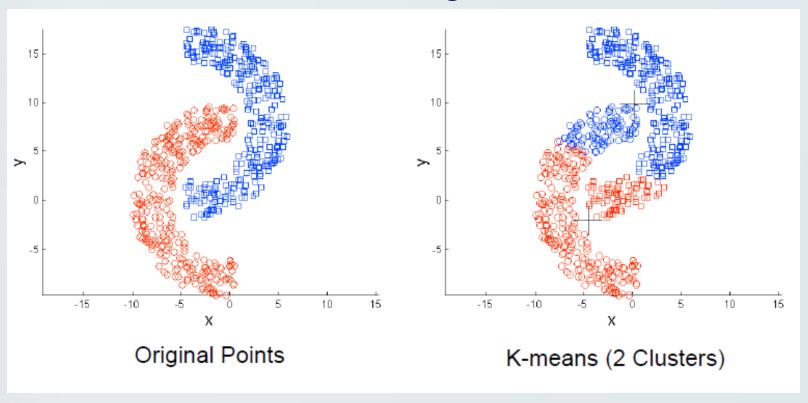




Ketika ada perbedaan kerapatan

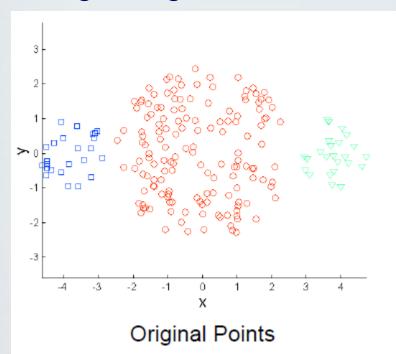


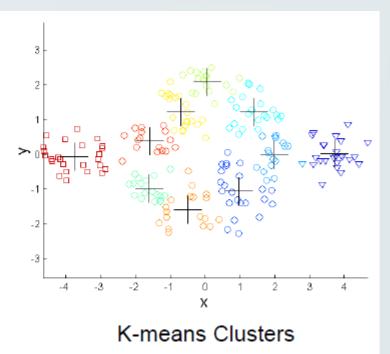
Ketika ada bentuk non-globular



## Cara untuk menangani keterbatasan K-Means

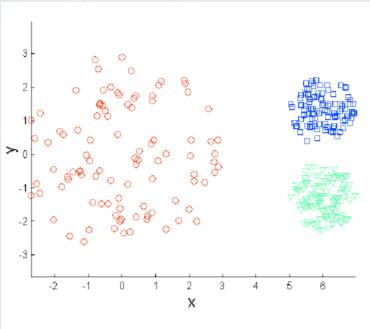
- Menggunakan banyak cluster
  - Dapat menemukan "potongan" cluster yang perlu digabungkan



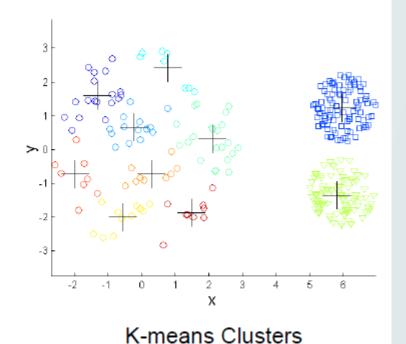


## Cara untuk menangani keterbatasan K-Means

- Menggunakan banyak cluster
  - Dapat menemukan "potongan" cluster yang perlu digabungkan

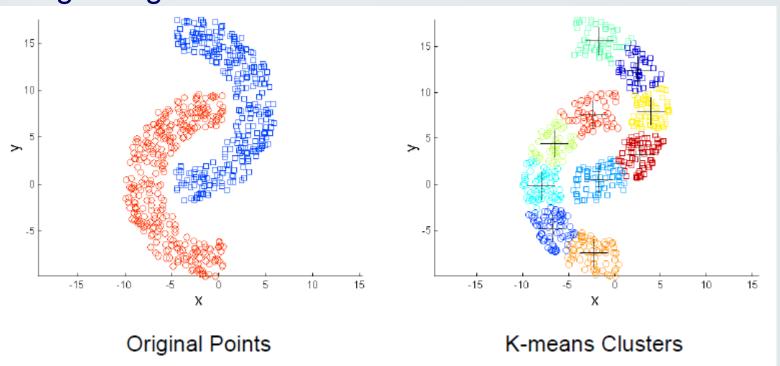


**Original Points** 



## Cara untuk menangani keterbatasan K-Means

- Menggunakan banyak cluster
  - Dapat menemukan "potongan" cluster yang perlu digabungkan



## Model Clustering: **AGGLOMERATIVE** HIERARCHICAL = 3 **CLUSTERING**

# Kelebihan Hierarchical Clustering

- Tidak perlu mengasumsikan jumlah cluster terlebih dahulu
  - Jumlah cluster yang diinginkan dapat diperoleh dengan "memotong" dendrogram pada level yang diinginkan
- Bentuk hierarchical clustering dapat menyerupai taksonomi (sistem klasifikasi).
   Misal: Klasifikasi hewan

## 2. Hierarchical Clustering

- Dua tipe utama hierarchical clustering:
  - Agglomerative (penggabungan)
    - Mulai dari titik-titik sebagai cluster individu
    - Pada tiap tahap, gabungkan (merge) pasangan cluster terdekat sampai terbentuk 1 (atau k) cluster
  - Divisive (pembagian)

20

**5** 0

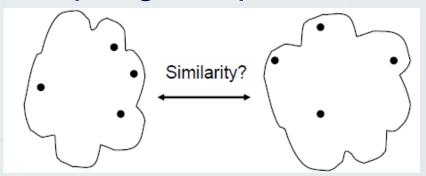
= 0

= 3

- Mulai dari 1 cluster besar
- Pada tiap tahap, pisahkan (split) sebuah cluster hingga tiap cluster memiliki 1 titik (atau sampai terdapat k cluster)
- Algoritma hierarchical clustering tradisional menggunakan matriks jarak atau similaritas

# Agglomerative Hierarchical Clustering

Menggunakan matriks jarak sebagai pengukur kriteria pengelompokan



- Ada empat metode:
  - Min (single linkage)
  - Max (complete linkage)
  - Rata-rata grup
  - Jarak antar-centroid

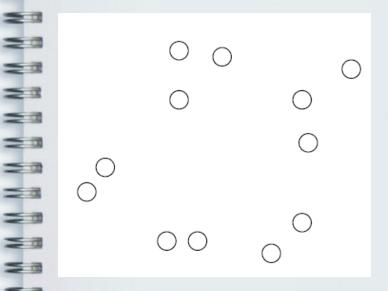
## Algoritma Agglomerative Clustering

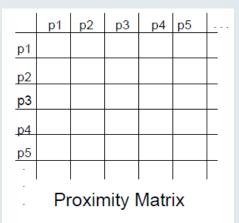
- Algoritma dasar:
  - Hitung matriks jarak
  - Misal tiap titik data adalah sebuah cluster
  - Ulangi
    - Gabungkan 2 cluster terdekat
    - Update matriks jarak
  - Sampai tersisa 1 cluster
- Operasi dasar: perhitungan jarak antara 2
   cluster

#### Keadaan Awal

Mulai dari cluster dari titik individu dan

matriks jarak



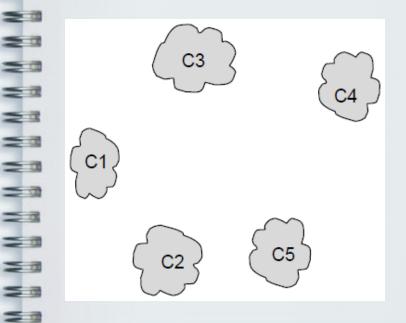


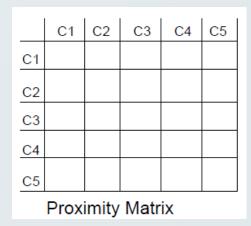


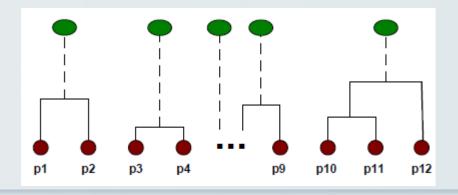
#### Keadaan Intermediate

Setelah beberapa tahap merging, terdapat sejumlah

cluster





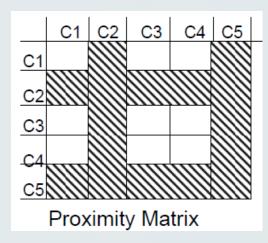


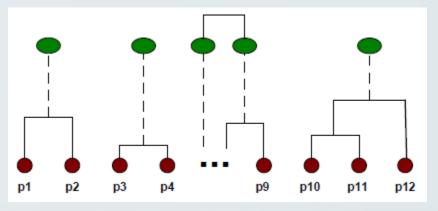
### Keadaan Intermediate

Kita ingin menggabungkan 2 cluster terdekat (C2 dan C5) dan

mengupdate matriks jarak

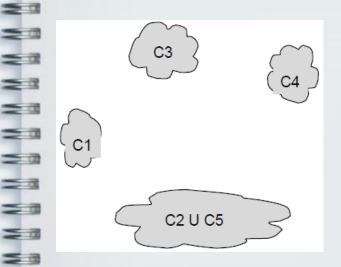






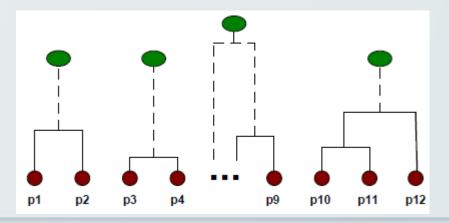
## Setelah Penggabungan

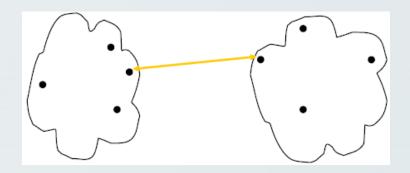
Bagaimana cara mengupdate matriks jarak?



		C1	C2 U C5	C3	C4
C2 U	C1		?		
	C5	?	?	?	?
	СЗ		?		
	C4		?		

**Proximity Matrix** 



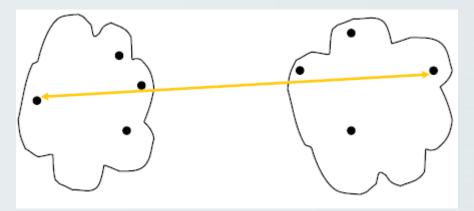


#### Min (single linkage)

= 0

= 0

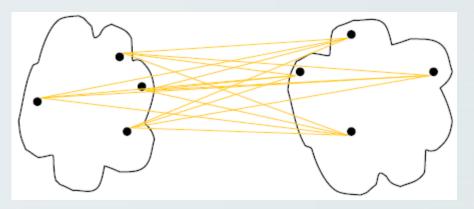
- Dua titik terdekat (termirip) pada cluster yang berbeda
- Ditentukan oleh 1 pasang titik, yakni 1 link dalam graph jarak



#### Max (complete linkage)

< B

- Dua titik yang paling tidak mirip (paling jauh) pada cluster yang berbeda
- Ditentukan oleh semua pasangan titik dari kedua cluster



## Rata-rata grup

**S** 13

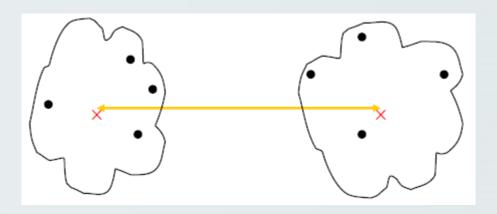
= 0

= 11

**=** 0

 Rata-rata jarak dari setiap pasang titik di antara kedua cluster

$$proximity(Cluster_{_{i}}, Cluster_{_{j}}) = \frac{\sum\limits_{\substack{p_{_{i} \in Cluster_{_{i}}}\\p_{_{j}} \in Cluster_{_{j}}}}}{|Cluster_{_{i}}| * |Cluster_{_{j}}|}$$



Jarak antara centroid

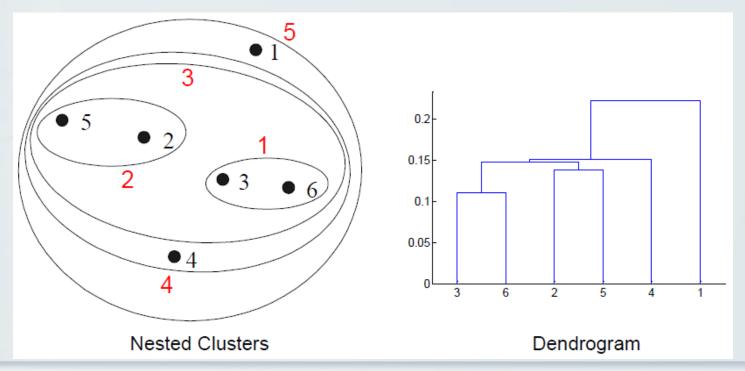
## Min (Single Linkage)

**=** 0

**=** 0

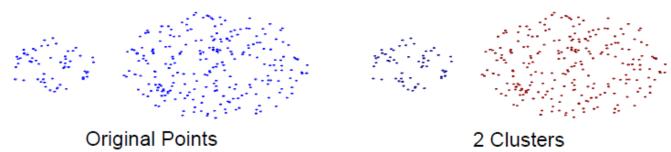
**S** 0

Kesamaan antara dua cluster didasarkan atas dua titik yang paling dekat (mirip) pada cluster yang berbeda



## Kelebihan dan Kekurangan Min

- Kelebihan
  - Dapat menangani bentuk non-elips



- Kekurangan
  - Sensitif terhadap noise



## Max (Complete Linkage)

200

**3** 13

= 12

= 3

= 0

**=** 0

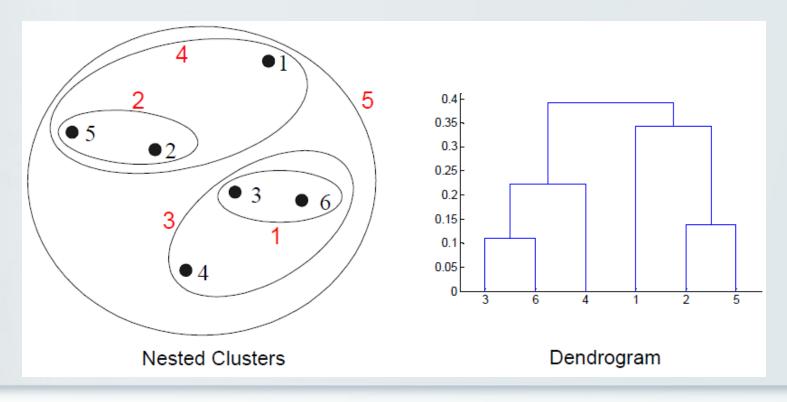
= 3

= a

 $\leq a$ 

**=** 0

Kesamaan antara 2 cluster didasarkan pada dua titik yang paling tidak mirip (paling jauh) pada cluster yang berbeda

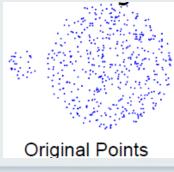


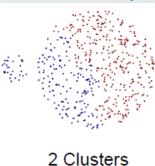
## Kelebihan dan Kekurangan Max

- Kelebihan
  - Lebih tahan terhadap noise



- Kekurangan
  - Cenderung untuk memecah cluster yang besar





## Rata-rata Grup

2 13

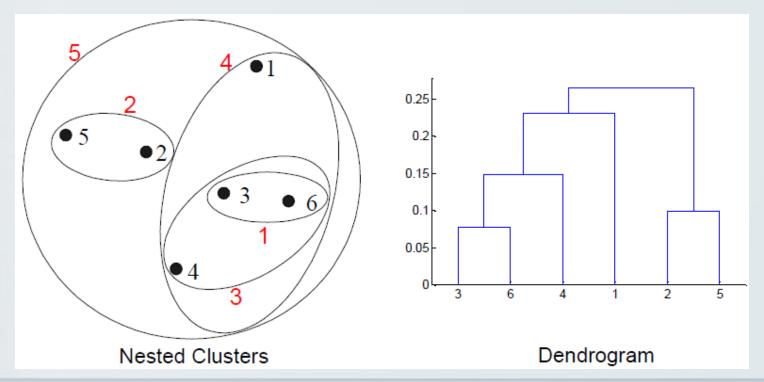
= 3

= 0

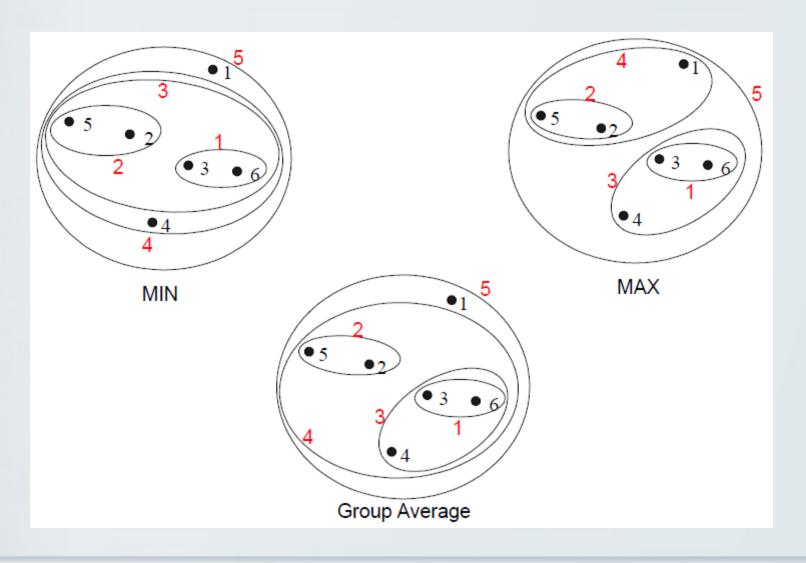
= 0

= 0

- Paduan antara MIN dan MAX
- Menggunakan rata-rata jarak dari pasangan titik pada 2 cluster



## Secara Keseluruhan



= 0

= 0

**S 0** 

#### Latihan

- Misal ada sejumlah angka: 18, 22, 25, 42, 27, dan 43,
- Gunakan algoritma Agglomerative Hierarchical Clustering untuk mengelompokkan angka tersebut
- Gunakan metode min untuk menggabungkan dua cluster terdekat dan meng-update matriks jarak

## Permasalahan dan Keterbatasan pada Hierarchical Clustering

- Sekali telah diputuskan untuk menggabung 2 cluster, tidak dapat dibatalkan
- Tidak ada minimalisasi langsung dari fungsi objektif
- Tergantung dari metode yang digunakan untuk menggabungkan 2 cluster, memiliki kekurangan sebagai = i berikut:
  - Sensitif terhadap noise dan outlier
  - Kesulitan dalam menangani ukuran cluster yang berbeda dan memiliki bentuk cekung
  - Memecah cluster besar

= 0

= 0

= $\leq a$ 

**S B 5** 0

### Rumus Matematika

**Euclidean Distance** 

$$d(P,Q) = \sqrt{\sum (p_i - q_i)^2}$$

Cosine Similarity

= 12

$$s(P,Q) = \frac{\sum p_i \cdot q_i}{\sqrt{\sum p_i^2 x \sum q_i^2}}$$

 Nilai Cosine Similarity berkisar antara -1 (bertolak belakang) sampai 1 (sama persis)

Classification vs Clustering vs Association vs Regression

#### Studi Kasus:

**5** 0

= 17

= 0

**=** 0

**=** 3

 Sebuah dealer mobil Toyota ingin meningkatkan penjualan. Dealer tersebut telah memiliki catatan histori penjualan dan informasi tentang setiap orang yang membeli Toyota, melihat Toyota, dan mengunjungi showroom Toyota

Classification vs Clustering vs Association vs Regression

Regression (digunakan untuk mencari sebuah perkiraan/estimasi sebuah nilai numerik)

Berapa harga yang sesuai untuk Toyota New

Fortuner?

= 0

= 10

**=** 0

**E** 100



 Berdasarkan data penjualan lampau, harga terkini dapat dihitung dengan mempertimbangkan beberapa variabel, seperti nilai dari tiap fitur, tingkat inflasi, dsb

Classification vs Clustering vs Association vs Regression

Classification

20

= 0

23

= 0

= 0

- Berapa kemungkinan seorang calon customer X membeli New Fortuner?
  - Berdasarkan atribut usia, pendapatan, jumlah mobil yang dimiliki saat ini, status pernikahan, jumlah anak, dll

Classification vs Clustering vs Association vs Regression

Clustering

= 0

= m

= 0

= 0

• Grup usia berapa yang menyukai New Fortuner warna silver metalik?



Classification vs Clustering vs Association vs Regression

Association

= 3

= 0

- Jika seorang customer membeli New Fortuner, opsi lain apalagi yang mereka cenderung beli pada saat yang bersamaan?
  - Misal didapat data sarung stir+persneling, tambahan bagasi atap

## Next Generation of Data Mining

Graph Mining

**S** 0

= 3

= 3

- Social Network Analysis
  - Link Prediction → Friend suggestion pada
     Facebook → Edge apa yang perlu ditambahkan pada graph?
- Spatial Data Mining
  - Spatial association

```
is\_a(X, "school") \land close\_to(X, "sports\_center") \Rightarrow close\_to(X, "park")  [0.5%, 80%].
```

## Next Generation of Data Mining

- Multimedia Data Mining
  - Image, Audio, and Video Data Mining
    - Klasifikasi genre musik
    - Deteksi similaritas gambar dan video
- Web Mining

- Personalized Web agents
  - Automatic news filtering and retrieval