

# PRESENTASI ANALISIS CLUSTERING TBC DI DKI JAKARTA

Dipresentasikan oleh  
KELOMPOK 06

# ANGGOTA KELOMPOK

- **2702217402 - Matthew Nathanael Halim**
- **2702269021 - Yohanes Wenanta**
- **2702223834 - Jonathan Hopi Pranata**
- **27022247310 - Kenneth Andrew Lukita**

# LATAR BELAKANG

Pada 2023, Indonesia menempati peringkat ke-2 dunia dengan 1,060,000 kasus TBC menurut WHO. Tingginya jumlah ini menyebar tidak merata di tiap daerah, dipengaruhi oleh faktor lingkungan, sosial, dan ekonomi. Karena itu, clustering penting untuk mengelompokkan wilayah rawan, sehingga intervensi bisa lebih tepat sasaran dan efisien.

Jakarta, sebagai ibu kota negara, memiliki kepadatan penduduk yang tinggi serta kondisi sosial-ekonomi yang beragam, yang meningkatkan risiko penyebaran TBC. Meskipun data kasus TBC sudah tersedia, pemetaan daerah rawan penyebaran TBC di Jakarta masih belum optimal. Oleh karena itu, analisis lebih lanjut diperlukan untuk mengidentifikasi dan mengklasterkan daerah-daerah yang paling membutuhkan perhatian dalam upaya pencegahan dan penanganan TBC.



Bill Gates memilih  
Indonesia untuk  
menjadi tempat uji  
coba vaksin TBC

# RUMUSAN MASALAH

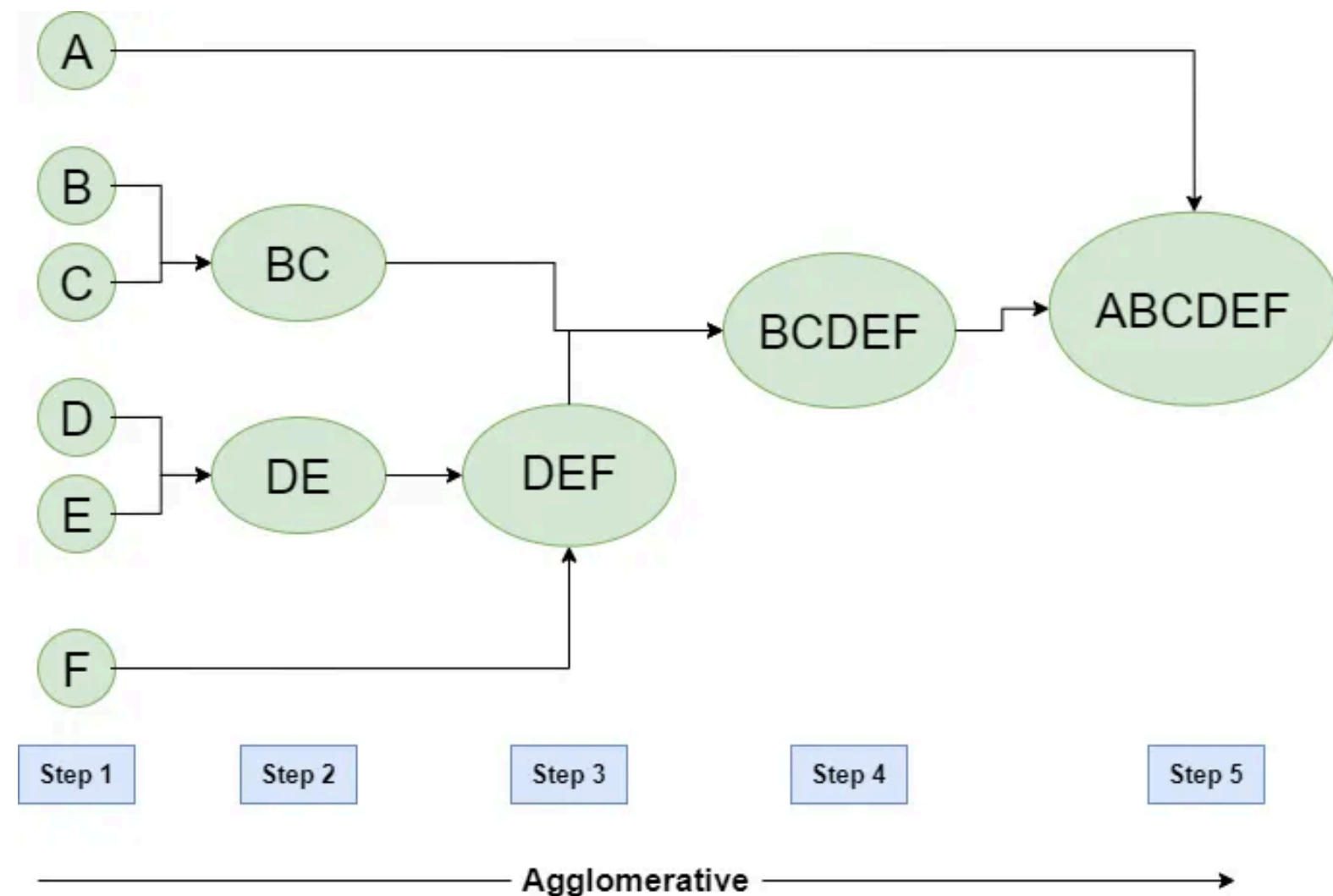


Tingginya jumlah kasus Tuberkulosis (TBC) di DKI Jakarta menunjukkan adanya ketimpangan dalam sistem deteksi dini serta penanganan yang belum optimal. Kompleksitas kondisi sosial ekonomi dan beragamnya karakteristik wilayah membuat strategi pengendalian secara umum kurang efektif dalam menekan penyebaran TBC. Oleh karena itu, pendekatan berbasis data untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan variabel seperti jumlah kasus TBC, indikator sosial ekonomi, dan ketersediaan fasilitas kesehatan sangat dibutuhkan. Segmentasi ini diharapkan dapat mengidentifikasi wilayah prioritas untuk intervensi yang lebih terarah dan efisien.

- Bagaimana distribusi kasus Tuberkulosis (TBC) di DKI Jakarta?
- Bagaimana seharusnya strategi pengendalian yang tepat, melihat:
  - Kompleksitas kondisi sosial ekonomi.
  - Karakteristik wilayah yang beragam.

# SOLUSI MASALAH

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, riset ini menerapkan metode Agglomerative Clustering, yaitu salah satu teknik hierarchical clustering, untuk mengelompokkan wilayah di Jakarta berdasarkan data kasus TBC dan indikator sosial ekonomi lainnya. Melalui eksplorasi data dan segmentasi wilayah, penelitian ini bertujuan untuk menemukan pola penyebaran penyakit serta mengidentifikasi kelompok wilayah yang memerlukan perhatian dan penanganan khusus.



link: <https://www.geeksforgeeks.org/hierarchical-clustering>

# STUDI LAIN

## STUDI 1

Pengelompokan dan Pemetaan Penyakit Tuberkulosis Paru menurut Provinsi di Indonesia Tahun 2016 menggunakan Analisis Cluster K-Means

oleh:

Arif Anjang Laksono, Bana Ali Fikri, Muhammad Atma Yadin, Sendhyka Cakra Pradana, Tegar Anugrah Widi, Edy Widodo

## RELEVANSI

STUDI 1:

- Mengelompokkan provinsi berdasarkan jumlah kasus TBC paru.
- DKI Jakarta masuk dalam cluster dengan jumlah penderita sedang.
- Memberikan gambaran distribusi geografis untuk penentuan prioritas penanganan.

STUDI 2:

- Menggunakan K-Means, Fuzzy C-Means, dan Gaussian Mixture.
- Fokus pada distribusi usia dan jenis kelamin pasien.
- Bertujuan mengidentifikasi kelompok rentan untuk strategi pencegahan.

## STUDI 2

Analysis of Tuberculosis Disease Case Growth From Medical Record Data, Viewed Through Clustering Algorithms (Case Study: Islamic Hospital Bogor)

oleh:

La Dodo, Nenden Siti Fatonah, Gerry Firmansyah, Habibullah Akbar



# DATA YANG DIGUNAKAN

BINUS UNIVERSITY

BPS 2023

## DATA FASILITAS KESEHATAN

Dataset ini mencakup informasi fasilitas kesehatan di Jakarta, yang penting untuk menilai akses pengobatan dan pencegahan TBC.

## DATA KASUS TBC

Dataset ini berisi informasi tentang jumlah kasus TBC yang tercatat di tiap kecamatan selama periode tertentu. Data ini akan menjadi indikator utama dalam menilai tingkat kerawanan TBC di setiap wilayah.

## DATA KEPADATAN PENDUDUK

Dataset ini berisi informasi kepadatan penduduk per kilometer persegi di setiap kecamatan, yang dapat meningkatkan potensi penyebaran penyakit menular seperti TBC.

## DATA SOSIAL EKONOMI

Dataset ini mencakup faktor sosial-ekonomi seperti kemiskinan, pendidikan, dan akses fasilitas dasar. Daerah dengan kemiskinan tinggi atau akses terbatas ke layanan kesehatan lebih berisiko terhadap penyebaran penyakit.

# PREPROCESSING

Sebelum diterapkan metode clustering, dataset TBC perlu melalui tahapan preprocessing untuk memastikan kualitas data yang bersih, konsisten, dan siap dianalisis. Proses ini mencakup empat tahap utama:

1. data integration
2. data cleaning
3. data transformation
4. dimensionality reduction.

Masing-masing tahap memiliki peran penting dalam menyiapkan data agar hasil analisis lebih akurat dan interpretatif.

## 01

### DATA INTEGRATION

Tahap ini bertujuan menggabungkan berbagai sumber data menjadi satu tabel yang utuh, mencakup informasi tentang jumlah kasus TBC, Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU), fasilitas kesehatan, kepadatan penduduk, dan tingkat kemiskinan per wilayah. Penggabungan dilakukan berdasarkan wilayah **kabupaten/kelurahan/kecamatan**, sehingga setiap baris data mencerminkan satu wilayah dengan berbagai fitur sebagai variabel input.

## 02

### DATA CLEANING

Setelah integrasi, data diperiksa dan ditemukan nilai null pada jumlah rumah sakit umum dan khusus, kemungkinan karena tidak ada fasilitas di wilayah tersebut. Untuk membersihkan data, nilai null diimputasi dengan angka 0, karena secara semantik 0 merepresentasikan tidak adanya rumah sakit, menghindari distorsi data, dan menyederhanakan model tanpa perlu variabel dummy tambahan.



# PREPROCESSING

## 03

### DATA TRANSFORMATION

Langkah berikutnya adalah menyetarakan skala antar fitur dengan melakukan normalisasi menggunakan RobustScaler dari library sklearn.preprocessing. RobustScaler dipilih karena mampu mengurangi pengaruh outlier dengan menggunakan interquartile range (IQR). Ini penting mengingat dataset memiliki variabel dengan nilai ekstrem, seperti jumlah penduduk dan kasus TBC. Dibandingkan scaler lain, RobustScaler menjaga distribusi data secara lebih adil, sehingga membantu algoritma clustering bekerja lebih akurat dan optimal.

## 04

### DIMENSIONALITY REDUCTION USING PCA

Reduksi dimensi dilakukan dengan PCA menggunakan dua komponen utama untuk mengurangi noise, mengeliminasi multikolinearitas, dan memudahkan visualisasi clustering dalam scatter plot 2D. Dua komponen ini mampu menangkap variansi terbesar dan cukup representatif untuk eksplorasi serta pemodelan awal.

# EXPLORATORY DATA ANALYSIS

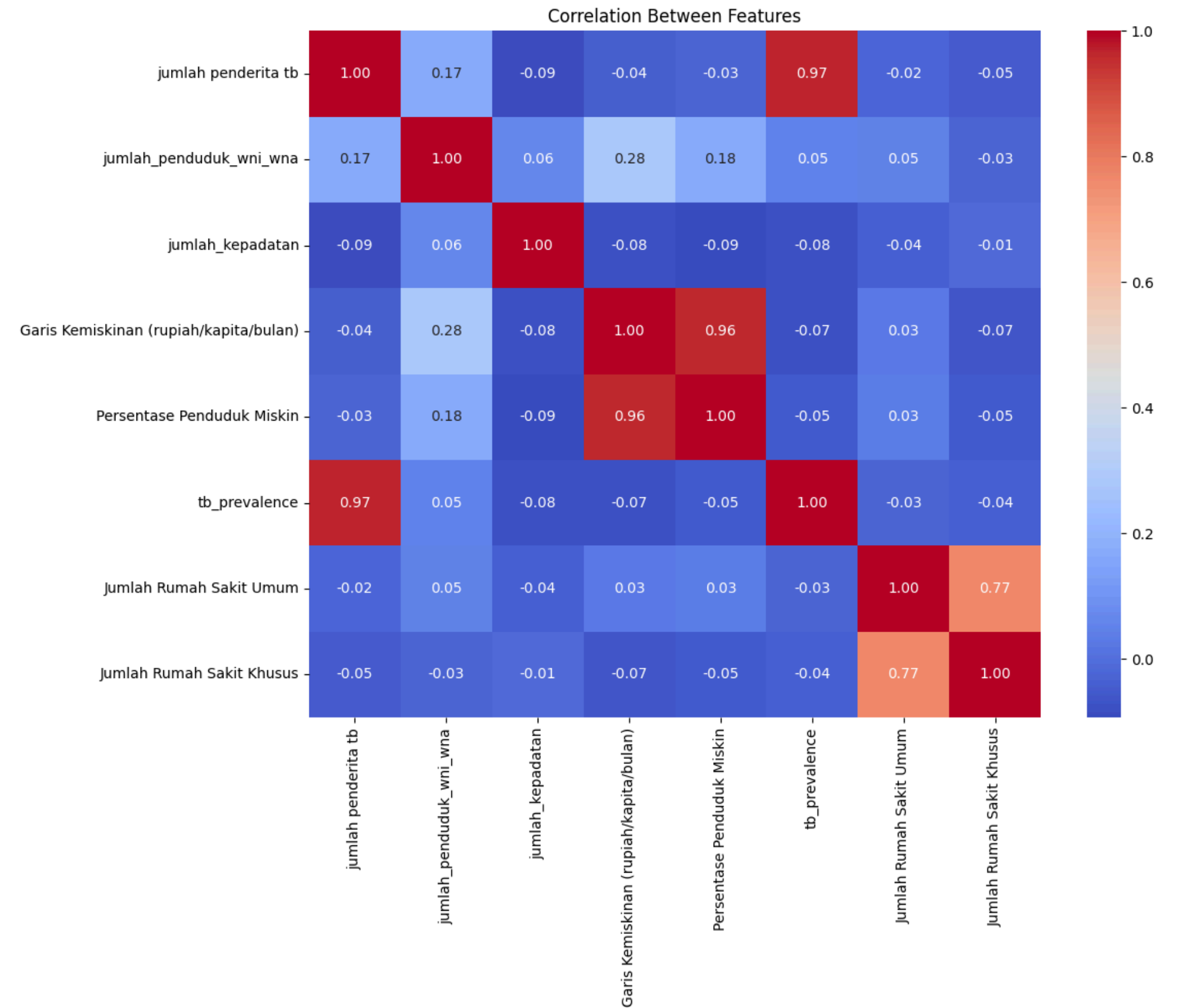
Setelah data digabungkan dan dibersihkan, selanjutnya dilakukan Exploratory Data Analysis (EDA) untuk memahami pola distribusi, hubungan antar fitur, dan karakteristik umum dari dataset yang digunakan dalam proses clustering. Tahapan ini penting untuk mengidentifikasi hubungan antar variabel, distribusi nilai, serta potensi keberadaan nilai outliers yang dapat mempengaruhi kualitas hasil segmentasi.

EDA yang dilakukan pada dataset ini mencakup:

- Struktur & Statistik Data
- Korelasi Antar Variabel menggunakan Correlation Matrix
- Pendeteksian outlier menggunakan Box Plot

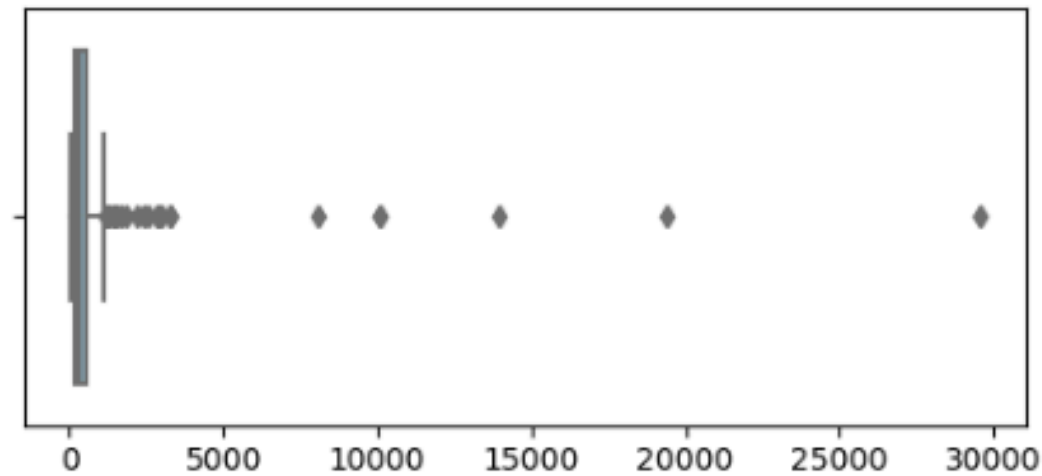
# KORELASI ANTAR VARIABEL

Analisis korelasi dilakukan menggunakan heatmap untuk melihat hubungan antar fitur. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa terdapat korelasi yang cukup kuat antara **target\_tb** dan **jumlah\_penderita**, serta antara **jumlah\_penderita** dan **prevalensi\_tb**. Hal ini menunjukkan bahwa wilayah dengan jumlah kasus tinggi juga cenderung memiliki prevalensi tinggi. Sebaliknya, beberapa variabel seperti fasilitas kesehatan memiliki korelasi yang lemah terhadap prevalensi, mengindikasikan adanya ketimpangan akses layanan.

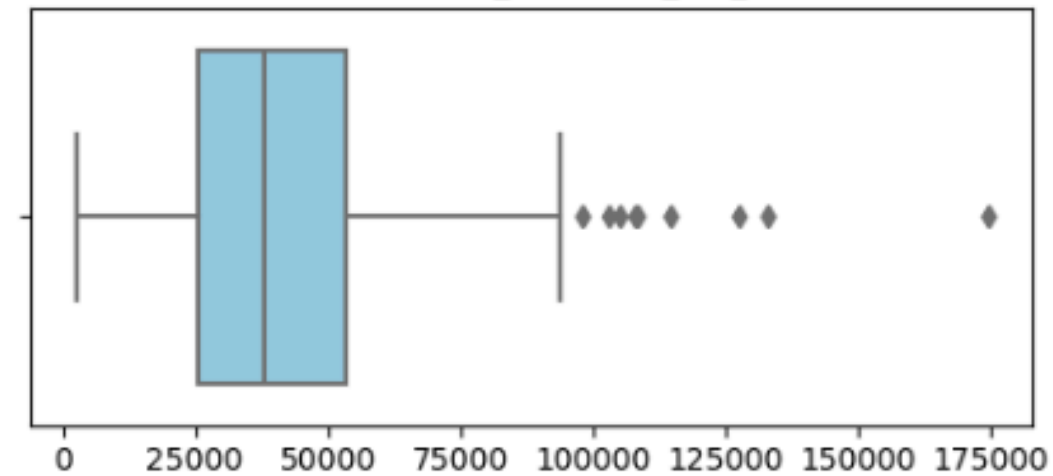


# EXPLORATION NUMERICAL FEATURES

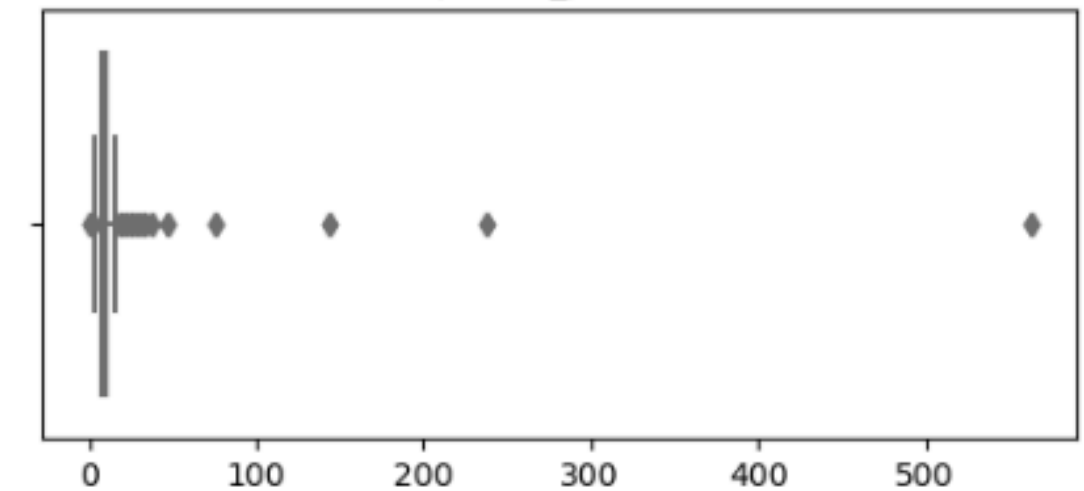
Boxplot: jumlah\_penderita tb



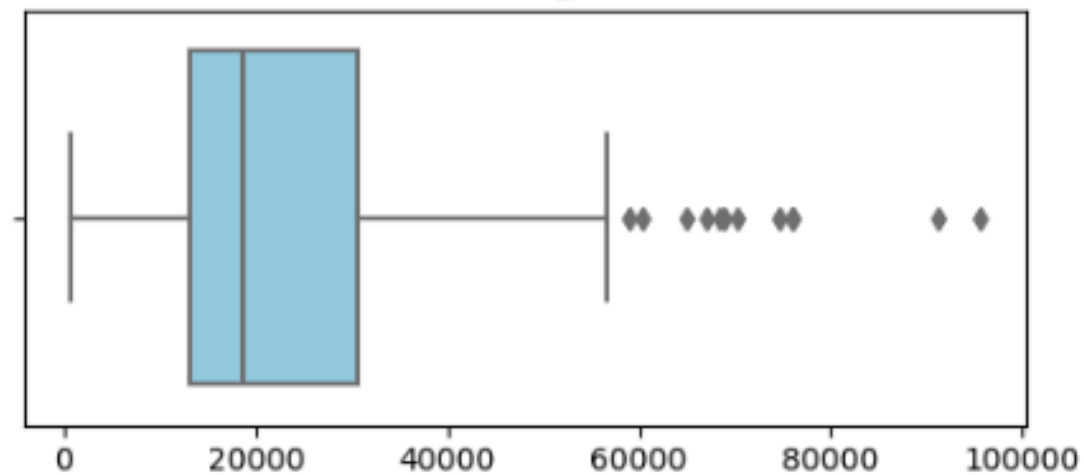
Boxplot: jumlah\_penduduk\_wni\_wna



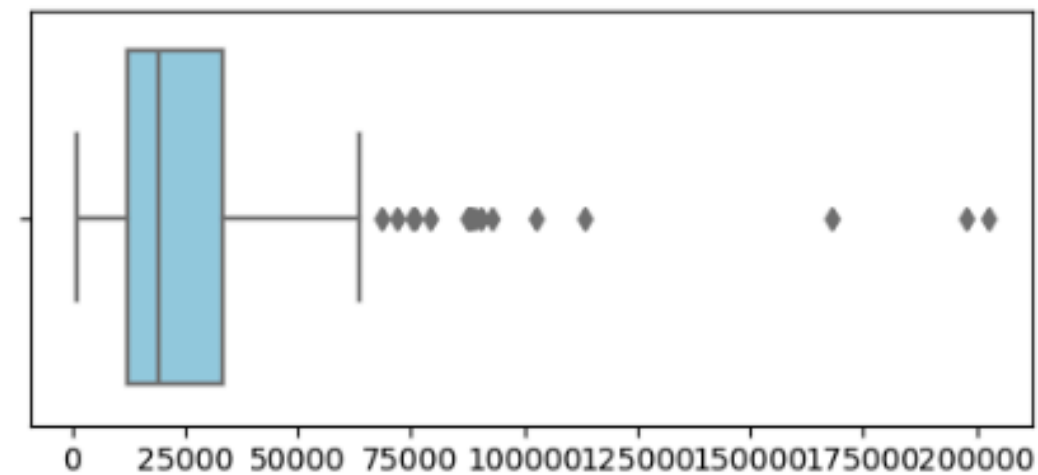
Boxplot: tb\_prevalence



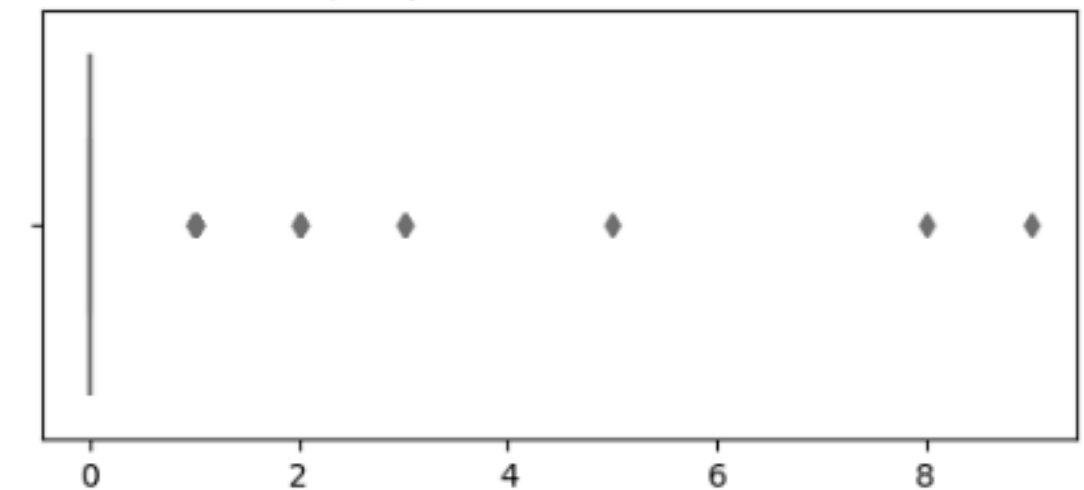
Boxplot: jumlah\_kepadatan



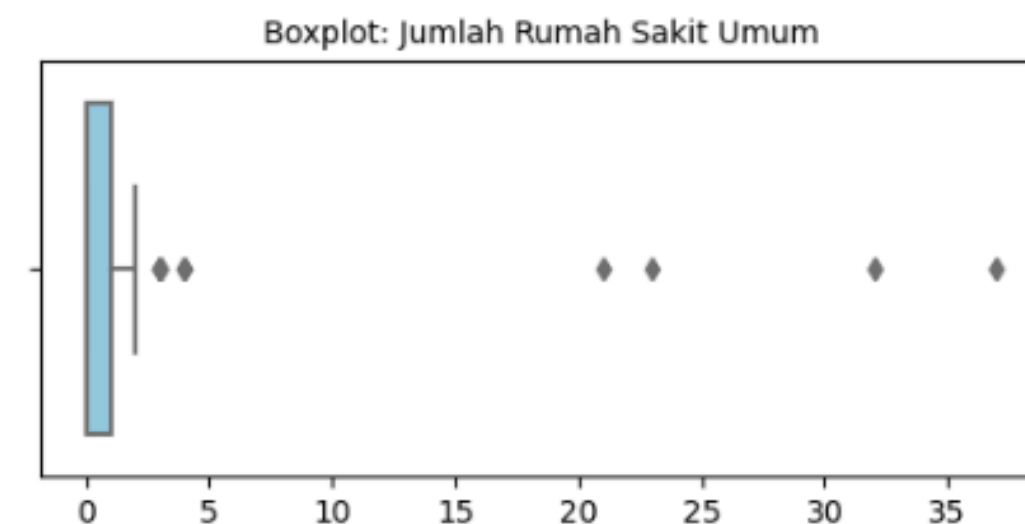
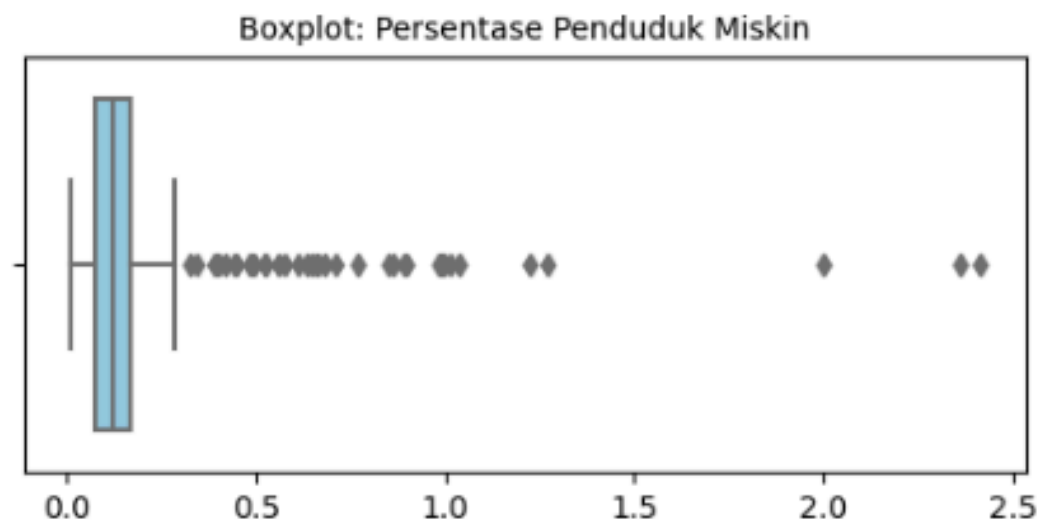
Boxplot: Garis Kemiskinan (rupiah/kapita/bulan)



Boxplot: Jumlah Rumah Sakit Khusus



# EXPLORATION NUMERICAL FEATURES



Sebagian besar fitur menunjukkan distribusi yang skewed (miring ke kanan) dengan beberapa outlier yang jauh lebih besar dari nilai mayoritas data, data juga menunjukkan ketimpangan besar antar wilayah, terutama pada kasus TB, kepadatan penduduk, dan kemiskinan. Hal ini penting untuk strategi pengendalian TB yang lebih terfokus pada wilayah dengan nilai ekstrim (outlier) ini.

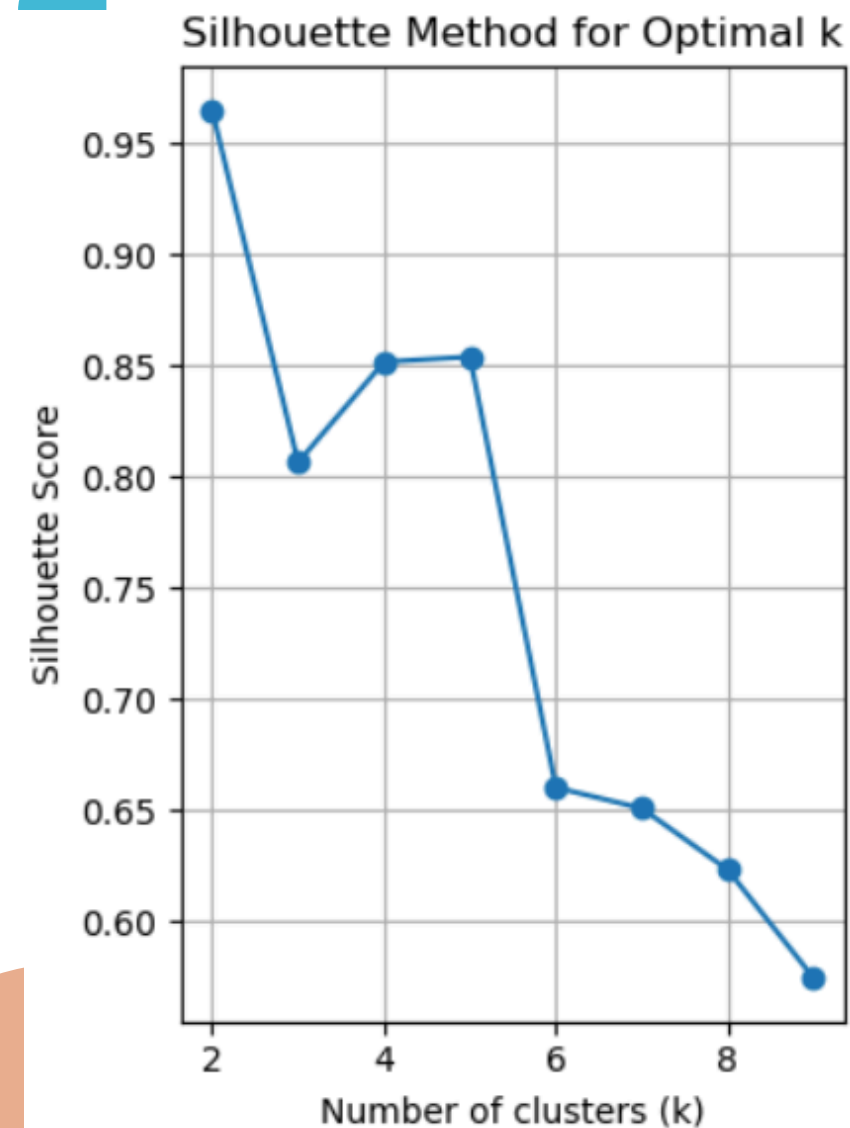
# METHOD

## KMeans

Dalam proyek ini, kami pertama mencoba menggunakan KMeans, sebagai model pengelompokan yang **distribusinya merata, tidak banyak outlier**, dan memiliki batas clustering yang jelas.

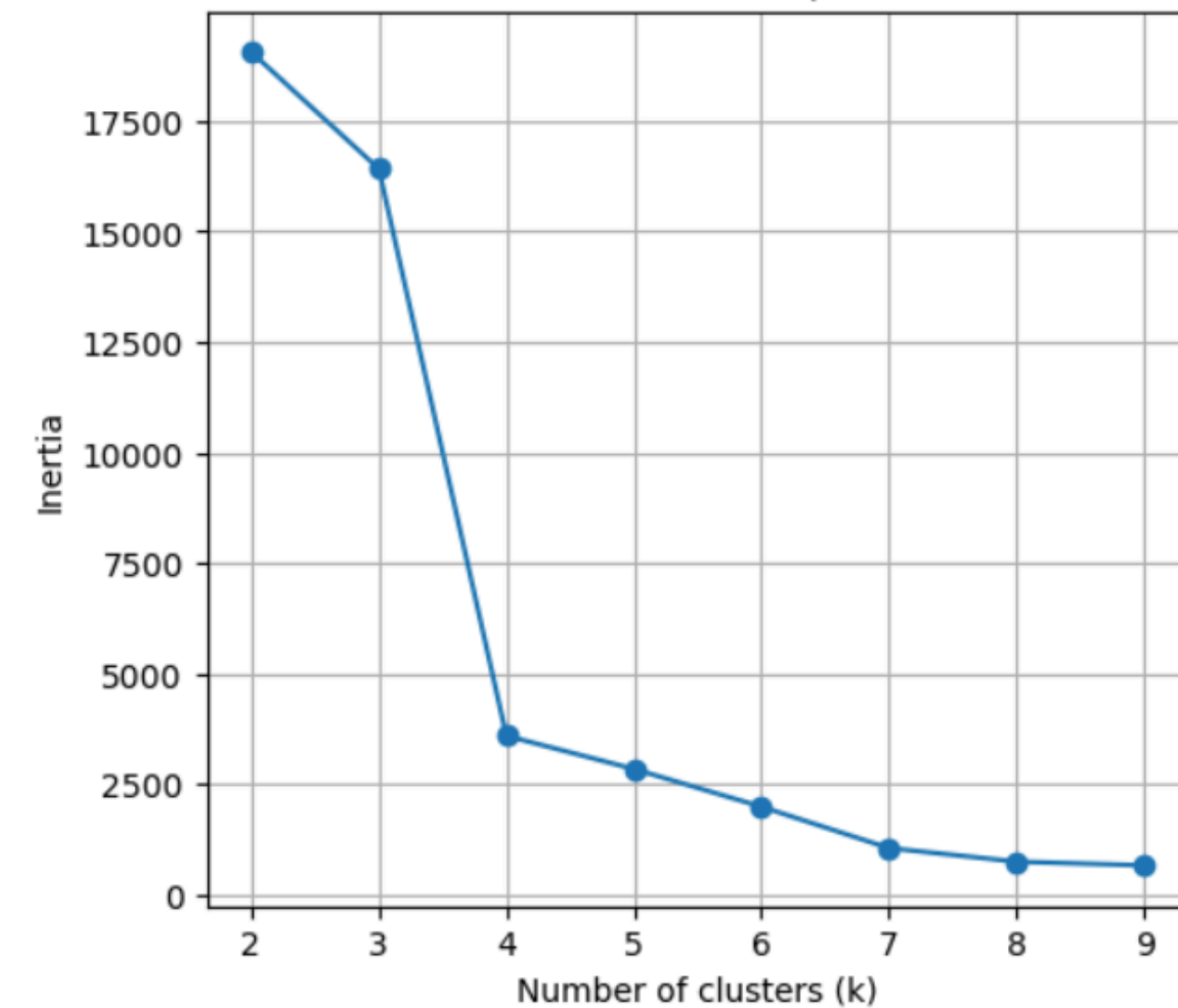
DATA MINING

## 02 SILHOUETTE METHOD



## 01 ELBOW METHOD

Elbow Method for Optimal k





# METHOD

## DBSCAN

Dalam proyek ini, kami pertama mencoba menggunakan DBSCAN, sebagai model pengelompokan yang **densitas konsisten**, **mengabaikan outlier**

## 01 KOMBINASI PARAMETERS

Best DBSCAN Silhouette Score: 0.8664698629758781  
Best Parameters:  $\text{eps} = 1.8000000000000005$  ,  $\text{min\_samples} = 3$

# METHOD

## AGGLOMERATIVE CLUSTERING

Dalam proyek ini, kami menggunakan Agglomerative Clustering sebagai teknik utama untuk melakukan segmentasi wilayah berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi kasus TBC. Pemilihan metode ini didasarkan pada beberapa pertimbangan teknis dan hasil evaluasi performa model dibandingkan dengan metode clustering lainnya seperti KMeans

### ALASAN PEMILIHAN

## 01 **HASIL EVALUASI LEBIH BAIK**

Berdasarkan Silhouette Score, yang digunakan sebagai metric evaluasi untuk mengukur kualitas cluster (yakni seberapa terpisah dan kompak cluster yang terbentuk), metode Agglomerative Clustering menghasilkan skor yang lebih tinggi dibandingkan model lainnya.

Silhouette Score Agglomerative = 0.7817

Silhouette Score DBSCAN = 0.86

Silhouette Score KMeans = 0.96, 0.81

# METHOD

## 02 STRUKTUR DATA HIERARKIS

Agglomerative Clustering membentuk struktur hierarki berdasarkan kedekatan antar data, dimulai dari titik-titik individual lalu digabungkan secara bertahap. Hal ini sangat sesuai untuk data spasial dan demografis yang memiliki struktur alami bertingkat, seperti wilayah administratif atau distribusi fasilitas kesehatan.

Agglomerative Clustering dipilih karena stabil, mudah diinterpretasikan, dan cukup akurat. Penggunaan threshold jarak memungkinkan pemetaan yang lebih rinci dan informatif, sesuai dengan tujuan analisis untuk menggali pola tersembunyi terkait kerentanan TBC, bukan sekadar klasifikasi sederhana.

## 03 STRUKTUR DATA HIERARKIS

- **distance\_threshold = 10:**
  - Model menentukan jumlah cluster secara otomatis.
  - Menghasilkan 9 cluster → lebih eksploratif dan variatif.
  - Cocok untuk analisis mendalam wilayah dengan karakteristik TBC yang berbeda.
  - distance 10 diperoleh dari hasil iterasi parameter, dan mendapat silhouette score terbaik.

# METHOD

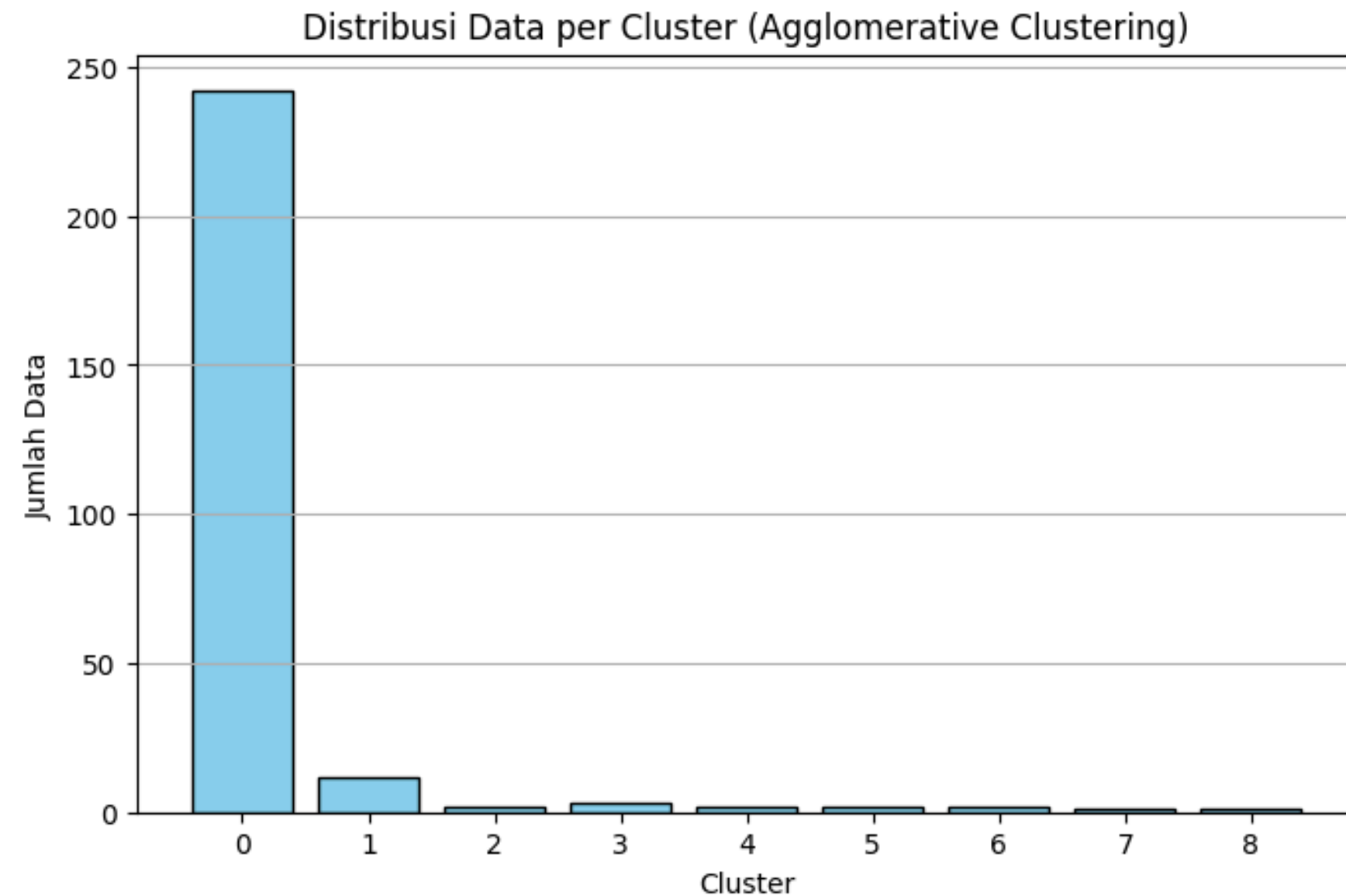
Algoritma	Silhouette Score	Interpretasi
<b>KMeans</b>	Tinggi (~0.96)	Secara matematis optimal, tapi mungkin tidak mencerminkan realita distribusi TBC
<b>Agglomerative</b>	Cukup (~0.75)	Lebih baik dalam menangkap pola alami wilayah, cocok untuk narasi kebijakan
<b>DBSCAN</b>	Tinggi (~0.87)	Deteksi outlier dan bentuk cluster bebas, tapi bisa membuang data penting dan sulit ditafsirkan hierarkinya

# RESULT AND ANALYSIS

BINUS UNIVERSITY

## RESULT OF APPLIED MODEL

### 01 VISUALISASI DISTRIBUSI DATA



Gambar berikut menunjukkan distribusi jumlah data pada masing-masing cluster yang dihasilkan oleh algoritma Agglomerative Clustering dengan `distance_threshold = 10`:

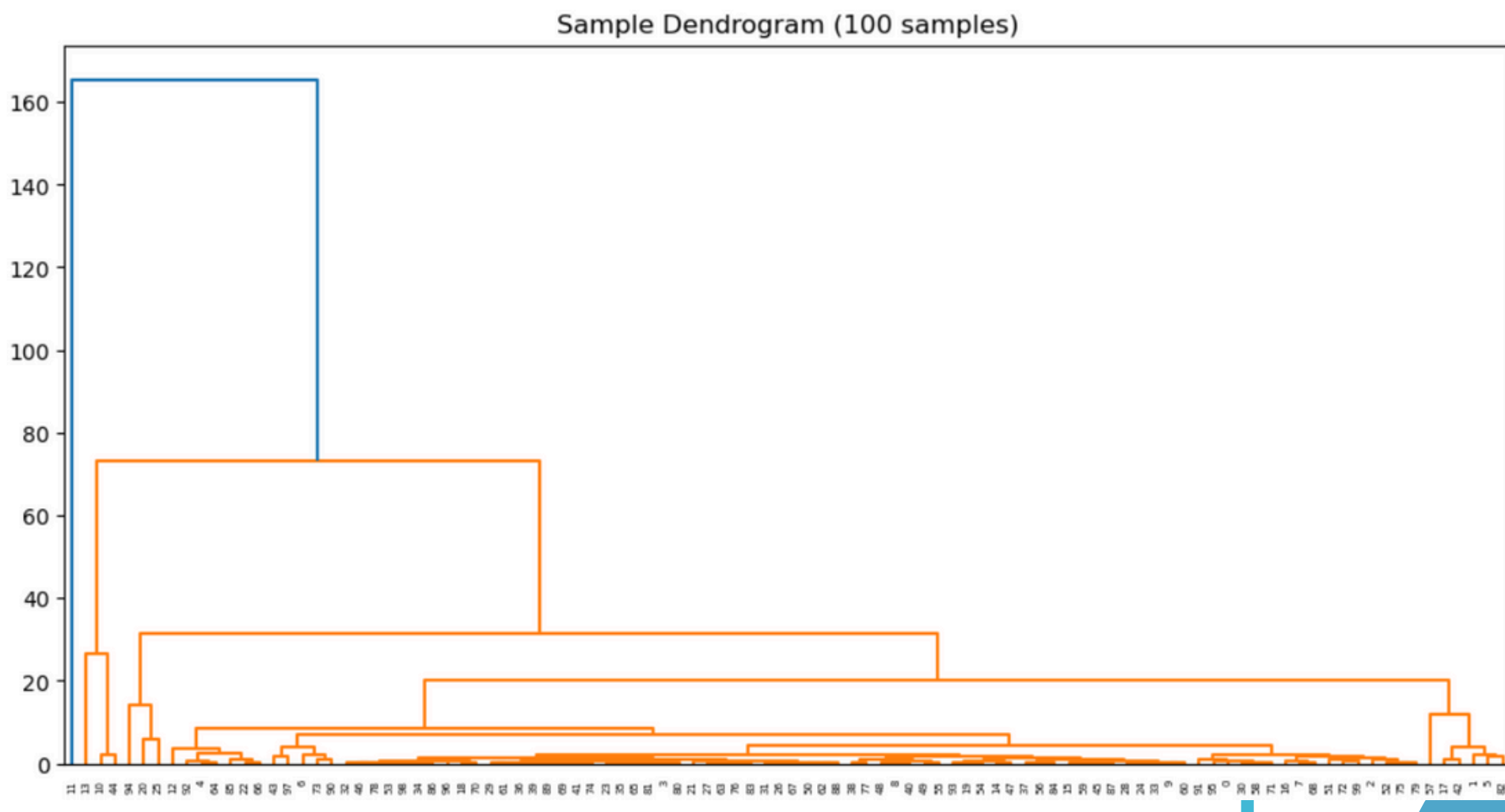
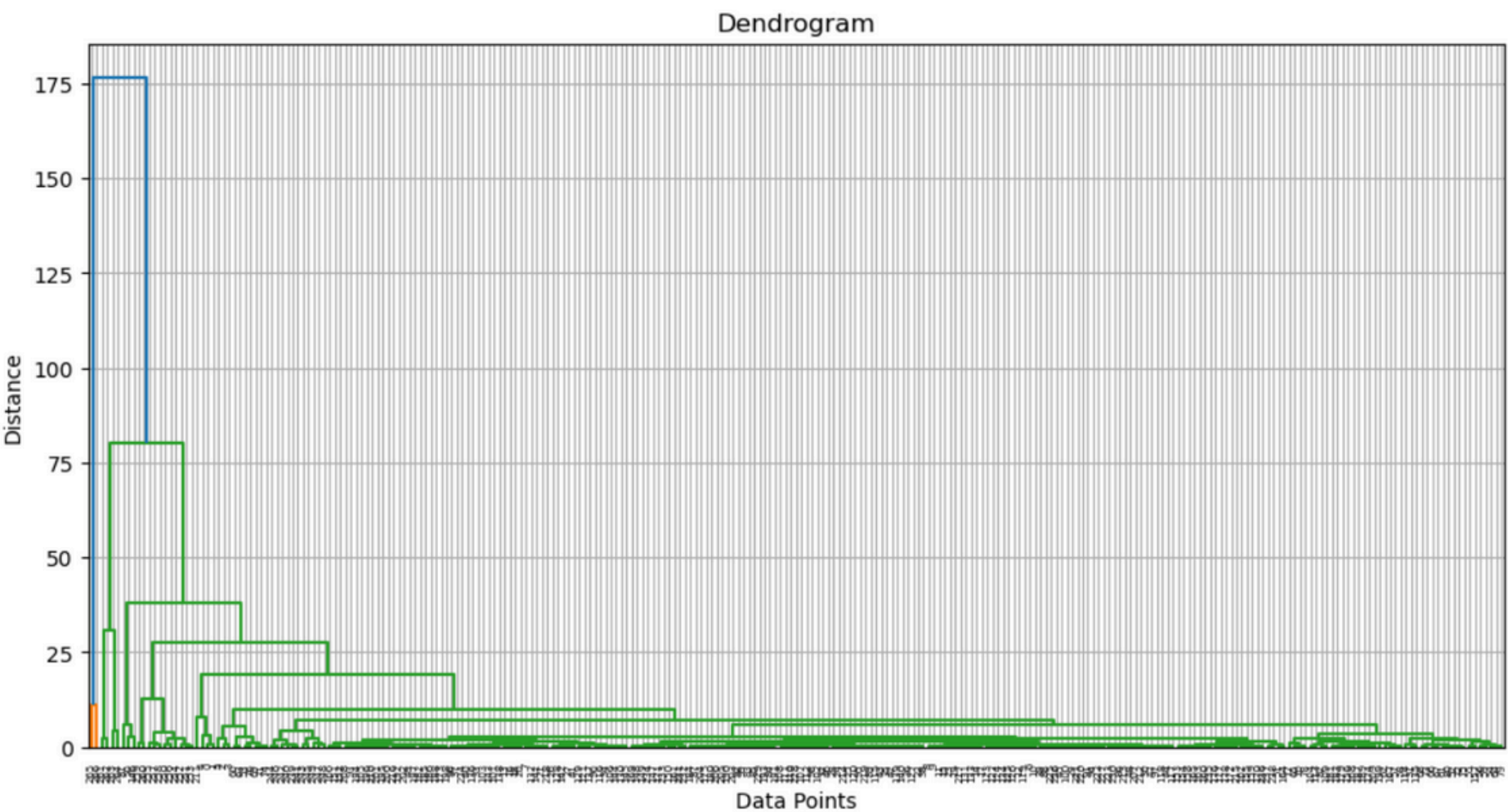
Dari grafik tersebut terlihat bahwa:

- Cluster 0 mendominasi, mencakup sekitar 243 dari total data (sekitar 90% dari seluruh observasi),
- Sementara cluster lainnya (1–8) hanya berisi sangat sedikit data, antara 1 hingga 9 observasi saja.

# RESULT AND ANALYSIS

## RESULT OF APPLIED MODEL

### 02 Dendrogram





# RESULT AND ANALYSIS

## RESULT OF APPLIED MODEL

### 03 DESKRIPTIF TIAP CLUSTER

Cluster	Jumlah Kasus TBC	Penderita TBC	Penduduk	Kepadatan	Penduduk Miskin (%)	RS Umum	RS Khusus	TB Prevalence	Detection Rate	Count
0	1.766	394.8	41,293	24,013	0.19%	0.53	0.22	9.19	0.225	243
1	2.560	705.3	58,550	29,889	0.48%	30.7	6.3	10.67	0.238	3
2	0.624	141.3	26,180	10,658	1.72%	5.5	1.3	2.39	0.128	4
3	9.752	2,345	70,200	25,706	0.03%	0.78	0.11	35.68	0.240	9
4	37.605	9,044	62,961	14,766	0.10%	0.5	0.0	143.64	0.240	2

5	49.887	11,998	50,366	12,940	0.08%	0.0	0.0	238.20	0.240	2
6	80.504	19,360	34,389	7,510	0.21%	1.0	0.0	562.97	0.240	1
7	10.676	2,567	33,935	33,426	0.09%	0.0	0.5	75.64	0.240	2
8	123.030	29,588	52,555	11,471	0.03%	0.0	0.0	562.99	0.240	1

Tabel diatas merupakan ringkasan statistik rata-rata dari masing-masing cluster untuk variabel-variabel utama yang terkait dengan TBC

# RESULT AND ANALYSIS

BINUS UNIVERSITY

## CLUSTERING RESULT ANALYSIS

### Dominasi Cluster 0

Cluster 0 mencakup wilayah dengan kasus TBC rendah dan kepadatan penduduk tinggi. Prevalensi TBC moderat (9 per 100.000 penduduk) dan deteksi kasus cukup baik (0.225). Meskipun fasilitas kesehatan terbatas, pengendalian TBC tetap stabil berkat intervensi efektif, namun masih ada tantangan dalam meningkatkan layanan kesehatan.

### Cluster 1

Cluster 1 mewakili wilayah urban berkembang dengan kasus TBC rendah dan kepadatan penduduk tinggi. Prevalensi TBC relatif rendah (8,7 per 100.000 penduduk) dengan tingkat deteksi yang masih perlu ditingkatkan (0,22). Fasilitas kesehatan sudah cukup tersedia, dan kondisi sosial ekonomi juga baik. Wilayah ini berpotensi dijadikan contoh pengendalian TBC berbasis edukasi, skrining aktif, dan monitoring preventif.

### Cluster Minor: Anomali & Outlier

Cluster 6 dan 8 mencakup wilayah dengan prevalensi TBC sangat tinggi (562 per 100.000 penduduk). Meskipun deteksi kasus baik (0.24), tingginya prevalensi menunjukkan potensi daerah endemik atau lonjakan kasus besar. Wilayah ini tidak memiliki rumah sakit khusus, mengindikasikan krisis layanan kesehatan yang mendesak.

DATA MINING

# RESULT AND ANALYSIS

BINUS UNIVERSITY

## CLUSTERING RESULT ANALYSIS

### Cluster 4 dan 5

Wilayah dalam cluster ini memiliki jumlah penderita TBC sangat tinggi dan prevalensi besar (143-238 per 100.000 penduduk). Ketiadaan fasilitas kesehatan memadai meningkatkan potensi krisis kesehatan, sehingga wilayah ini membutuhkan perhatian serius dari pemerintah, termasuk penambahan fasilitas kesehatan dan program intervensi yang lebih intensif untuk mengendalikan TBC.

### Cluster 2 dan 3

Wilayah ini memiliki jumlah kasus TBC sedang, dengan prevalensi sekitar 35 per 100.000 penduduk dan deteksi kasus yang cukup baik (0.24). Namun, keterbatasan fasilitas kesehatan, terutama rumah sakit, masih menjadi masalah, yang memerlukan perhatian untuk meningkatkan pengendalian TBC secara lebih efektif.

DATA MINING

# RESULT AND ANALYSIS

BINUS UNIVERSITY

## CLUSTERING RESULT ANALYSIS

### 01 DESKRIPTIF TIAP CLUSTER

Dominasi Cluster 0: Cluster 0 mencakup wilayah dengan kasus TBC rendah dan kepadatan penduduk tinggi, namun dengan fasilitas kesehatan terbatas. Meskipun demikian, pengendalian TBC tetap efektif berkat intervensi di wilayah urban/semi-urban.

Cluster Minor (6 dan 8): Cluster ini mencakup wilayah dengan prevalensi TBC ekstrem dan tidak memiliki rumah sakit khusus, menunjukkan krisis layanan kesehatan yang mendesak.

Cluster 4 dan 5: Wilayah dengan penderita TBC sangat tinggi dan prevalensi besar, namun hampir tidak memiliki fasilitas kesehatan. Wilayah ini memerlukan perhatian serius dalam penambahan fasilitas dan intervensi kesehatan.

Cluster 2 dan 3: Wilayah dengan kasus TBC sedang, namun tetap menghadapi keterbatasan fasilitas kesehatan. Meskipun deteksi kasus baik, perbaikan fasilitas masih diperlukan untuk pengendalian TBC yang lebih efektif.

# RESULT AND ANALYSIS

## CLUSTERING RESULT ANALYSIS

### 02 ANALISIS BANIDNG

Cluster	Prevalensi TBC	Jumlah Penderita	Rumah Sakit Umum	Rumah Sakit Khusus	Penduduk Miskin (%)	Catatan
4	143.64	9.044	0.5	0	0.10%	Sangat tinggi prevalensi, minim fasilitas
5	238.20	11.997	0	0	0.08%	Prevalensi sangat ekstrem, nihil RS
6	562.97	19.360	1.0	0.0	0.21%	Prevalensi tertinggi, penderita terbanyak
8	562.99	29.588	0.0	0.0	0.03%	Prevalensi ekstrem + penderita sangat banyak + nihil fasilitas

Cluster 8 menjadi prioritas utama intervensi karena memiliki prevalensi TBC tertinggi (562,99), jumlah penderita terbanyak (29.588 orang), dan sama sekali tidak memiliki rumah sakit. Meskipun populasinya tidak padat, hal ini justru mengindikasikan potensi transmisi komunitas. Menariknya, wilayah ini memiliki persentase penduduk miskin yang rendah, menandakan kondisi ekonomi cukup baik namun kurang perhatian terhadap kesehatan. Sementara itu, Cluster 5 dan 6 juga perlu diperhatikan karena menunjukkan prevalensi dan jumlah penderita yang tinggi serta minim fasilitas kesehatan, meskipun skalanya tidak separah Cluster 8.

INTERPRETASI : PRIORITAS

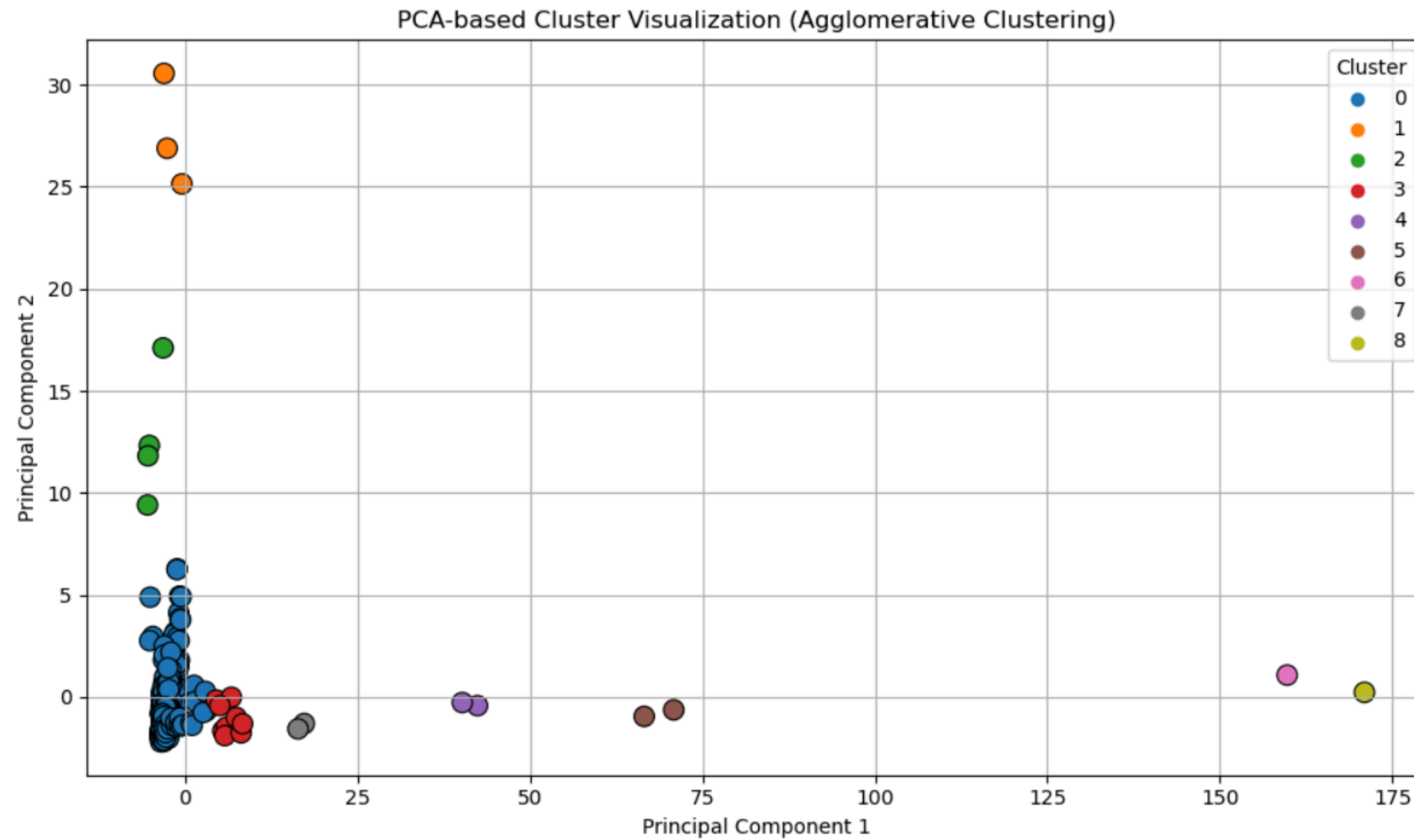
DATA MINING

Lokasi :  
Kabupaten/Kota : Jakarta Barat  
Kecamatan : Kembangan  
Kelurahan : Joglo

# EVALUATION

BINUS UNIVERSITY

## 01 VISUALISASI CLUSTERING



DATA MINING



## 02 SILHOUETTE SCORE

Silhouette Score mengukur seberapa baik suatu data cocok dengan cluster-nya sendiri dibandingkan dengan cluster lain. Nilainya berada antara:

- +1.0: Clustering sempurna; tiap data sangat dekat dengan cluster-nya dan jauh dari cluster lain.
- 0: Data berada di batas dua cluster.
- Negatif: Data mungkin salah tempat (mis-clustered).

### INTERPRETASI SKOR 0.7817:

Skor 0.7817 menunjukkan hasil clustering yang sangat baik, dengan data yang rapat dalam cluster (cohesion tinggi) dan jelas terpisah antar cluster (separation tinggi), menandakan struktur yang konsisten dan well-separated.

## KESIMPULAN

Agglomerative Clustering berhasil membentuk cluster yang jelas dan stabil terhadap data TBC.

Visualisasi PCA membantu memverifikasi pemecahan cluster yang baik secara spasial.

Silhouette Score sebesar 0.7817 memperkuat bahwa model clustering berkinerja tinggi dan layak untuk interpretasi lebih lanjut.

### Visualisasi Dashboard

# KESIMPULAN

Proyek ini mengelompokkan wilayah DKI Jakarta berdasarkan jumlah kasus TBC, faktor sosial ekonomi, dan ketersediaan fasilitas kesehatan menggunakan data mining. Setelah preprocessing, metode Agglomerative Clustering menghasilkan 9 cluster dengan silhouette score 0.7817, mengidentifikasi wilayah dengan kerentanan TBC serupa, termasuk yang ekstrem dengan kasus tinggi dan minim fasilitas kesehatan. Hasil ini menunjukkan bahwa segmentasi berbasis data efektif untuk mengungkap ketimpangan dan mendukung prioritas intervensi kebijakan dalam pengendalian TBC.

# IMPLIKASI

## Konsekuensi

Penggunaan Agglomerative Clustering dengan distance\_threshold = 10 menghasilkan 9 cluster yang lebih informatif dibandingkan KMeans. Pendekatan ini memungkinkan deteksi wilayah dengan karakteristik ekstrem dalam kasus TBC, prevalensi, dan fasilitas kesehatan, meskipun mayoritas data terkonsentrasi di 1 cluster besar.

## Hasil Langsung

Salah satu hasil langsung yang diperoleh dari pemodelan ini adalah terbentuknya beberapa kelompok wilayah yang memiliki karakteristik kondisi TBC yang seragam. Setiap cluster menggambarkan tingkat keparahan dan distribusi kasus TBC yang berbeda-beda di berbagai daerah. Berikut adalah deskripsi dari kelompok-kelompok wilayah yang terbentuk berdasarkan hasil analisis tersebut:

- Cluster 0: Wilayah dalam cluster ini memiliki jumlah kasus TBC sedang hingga tinggi, namun fasilitas kesehatan terbatas. Cluster ini mencerminkan kondisi kebanyakan daerah dengan masalah TBC.

# IMPLIKASI

## Hasil Langsung (cont.)

- Cluster 5 dan 8: Wilayah ini memiliki jumlah penderita TBC sangat tinggi, meskipun jumlah penduduknya kecil. Tingkat prevalensi TBC di daerah ini sangat tinggi, memerlukan perhatian khusus meskipun populasinya lebih sedikit.
- Cluster 6 dan 4: Wilayah ini mengalami beban kasus TBC sangat tinggi dan keterbatasan fasilitas kesehatan yang parah. Wilayah ini menjadi prioritas utama untuk intervensi kebijakan kesehatan agar mengurangi beban kasus dan memperbaiki akses layanan kesehatan.

# IMPLIKASI

## DAMPAK DARI TEMUAN

Temuan dari analisis clustering ini memberikan dampak yang sangat penting dalam proses pengambilan keputusan di tingkat pemerintah dan lembaga terkait. Beberapa dampak utama yang dapat dirasakan adalah:

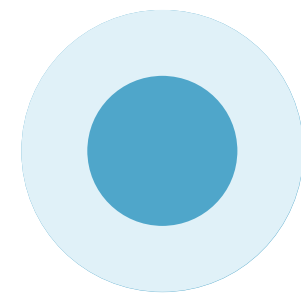
- **Prioritization:** Clustering membantu pemerintah memprioritaskan wilayah dengan kasus tinggi dan fasilitas terbatas untuk penanganan yang lebih cepat dan tepat sasaran.
- **Resource Allocation:** Clustering memudahkan dinas kesehatan dalam merencanakan dan mengalokasikan sumber daya seperti rumah sakit dan tenaga medis berdasarkan kebutuhan wilayah.
- **Policy Making:** Clustering memberikan dasar kebijakan berbasis data, mempertimbangkan jumlah kasus, kapasitas fasilitas, dan faktor lainnya, sehingga kebijakan lebih komprehensif dan relevan.

Dengan demikian, temuan ini tidak hanya memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai kondisi di lapangan, tetapi juga memungkinkan pengambilan keputusan yang lebih cerdas dan terarah, guna meningkatkan efektivitas dalam penanganan masalah kesehatan atau isu-isu terkait lainnya.

# IMPLIKASI

Stakeholder	Proses Aplikasi	Outcome
Pemerintah Daerah (Pemprov DKI, Pemkot)	Menggunakan hasil clustering untuk mengidentifikasi wilayah prioritas dengan beban TBC tinggi dan fasilitas terbatas.	Penanganan lebih cepat dan tepat sasaran di wilayah rentan, mengurangi angka keterlambatan intervensi.
Dinas Kesehatan & Puskesmas	Mengacu pada cluster untuk merancang distribusi tenaga medis, alat, dan obat sesuai kebutuhan tiap kelompok wilayah.	Alokasi sumber daya menjadi lebih efisien, menghindari penumpukan atau kekurangan di lokasi tertentu.
Publik	Mendapat informasi transparan terkait kondisi wilayahnya, serta peningkatan akses dan perhatian pemerintah berdasarkan tingkat risiko TBC.	Meningkatkan kepercayaan publik terhadap pemerintah dan kesadaran masyarakat dalam menjaga kesehatan lingkungan.





# TERIMA KASIH

KELOMPOK 06