

**ANALISIS AGGLOMERATIVE HIERARCHICAL CLUSTERING
BERDASARKAN PENGURUTAN PARSIAL GRAF HASSE
TERHADAP INDIKATOR KEMISKINAN DI JAWA TIMUR**

SKRIPSI

**OLEH
INA MAYA SABARA
NIM. 18610009**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2022**

**ANALISIS AGGLOMERATIVE HIERARCHICAL CLUSTERING
BERDASARKAN PENGURUTAN PARSIAL GRAF HASSE
TERHADAP INDIKATOR KEMISKINAN DI JAWA TIMUR**

SKRIPSI

**Diajukan Kepada
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)**

**Oleh
Ina Maya Sabara
NIM. 18610009**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2022**

**ANALISIS AGGLOMERATIVE HIERARCHICAL CLUSTERING
BERDASARKAN PENGURUTAN PARSIAL GRAF HASSE
TERHADAP INDIKATOR KEMISKINAN DI JAWA TIMUR**

SKRIPSI

**Oleh
Ina Maya Sabara
NIM. 18610009**

Telah Diperiksa dan Disetujui Untuk Diuji
Malang, 18 Juni 2022

Dosen Pembimbing I



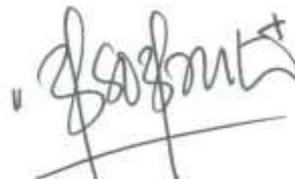
Fachrur Rozi, M.Si
NIP. 198005272008011012

Dosen Pembimbing II



Mohammad Nalfu Jauhari, M.Si
NIP. 19870218 20160801 1 056

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika



Dr. Elly Susanti, M.Sc
NIP. 197411292000122005

**ANALISIS AGGLOMERATIVE HIERARCHICAL CLUSTERING
BERDASARKAN PENGURUTAN PARSIAL GRAF HASSE
TERHADAP INDIKATOR KEMISKINAN DI JAWA TIMUR**

SKRIPSI

Oleh
Ina Maya Sabara
NIM. 18610009

Telah Dipertahankan di Depan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)
Tanggal 20 Juni 2022

Ketua Penguji : Dr. Sri Harini, M.Si

Anggota Penguji 1 : Angga Dwi Mulyanto, M.Si

Anggota Penguji 2 : Fachrur Rozi, M.Si

Anggota Penguji 3 : Mohammad Nafie Jauhari, M.Si



Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika



Dr. Elly Susanti, M.Sc
NIP. 197411292000122005

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Ina Maya Sabara

NIM : 18610009

Program Studi : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Analisis *Agglomerative Hierarchical Clustering*

Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf *Hasse* Terhadap
Indikator Kemiskinan di Jawa Timur

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya sendiri, bukan merupakan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan dan pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perilaku tersebut.

Malang, 10 Juni 2022

Yang membuat pernyataan,



Ina Maya Sabara

NIM. 18610009

MOTO

“Jadilah seperti bunga yang senantiasa menebar keharuman meski bagi tangan
yang menghancurkannya”

_Mr. Aly Bin Abi Tholib

PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Ahmad Baidowi, Sumantri, dan Siti Asia selaku ibu bapak penulis yang tak pernah berhenti berdo'a serta bekerja untuk pendidikan, kebahagiaan, dan kesuksesan.

Muhammad Soleh Ferdiansyah dan Nurul Qoyyimah selaku kakak penulis yang selalu memberikan nasehat dan dukungan.

Ponakan kecil tante Muhammad Haidar Fahmi yang selalu menghibur dikala jenuh dengan tingkah lucunya.

M. Agus Kholilurrohman, Hafidhah Maghfira, Nur Imamah, dan M. Biagi Deswanto yang telah memberikan motivasi dan semangat kepada penulis.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Wr. Wb.

Puji dan syukur Alhamdulillah, kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis menyelesaikan skripsi yang berjudul “Analisis *Agglomerative Hierarchical Clustering* Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf *Hasse* Terhadap Indikator Kemiskinan”.

Selama penyusunan skripsi ini penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah membantu baik berupa do'a, dukungan, dan masukan. Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H. M. Zainuddin, M.A, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus Ketua Penguji yang telah memberikan bimbingan dan ilmunya kepada penulis.
3. Dr. Elly Susanti, M.Sc, selaku ketua Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Fachrur Rozi, M.Si, selaku dosen pembimbing I sekaligus dosen wali yang selalu sabar membimbing dengan segala ilmu yang dimiliki kepada penulis.
5. Mohammad Nafie Jauhari, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bimbingan dan ilmunya kepada penulis.
6. Angga Dwi Mulyanto, M.Si, selaku Anggota Penguji 1 yang telah membimbing penulis selama penulisan skripsi.
7. Segenap sivitas akademika Program Studi Matematika, terutama seluruh dosen, terima kasih atas ilmu dan bimbingannya selama di bangku perkuliahan.
8. Ahmad Baidowi, Sumantri, dan Siti Asia selaku ibu bapak penulis yang tak pernah berhenti berdo'a serta bekerja untuk pendidikan, kebahagiaan, dan kesuksesan.
9. Sahabat Aksioma angkatan 2018, terima kasih atas semua kenangan dan pengalaman selama di bangku perkuliahan.
10. Pihak-pihak yang secara langsung dan tidak langsung membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulis mengharapkan semoga skripsi yang telah dibuat dapat memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi.

Wassalamu`alaikum Wr. Wb.

Malang, 14 Juni 2022

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGAJUAN	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	v
MOTO	vi
PERSEMBAHAN.....	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR SIMBOL	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT	xvii
مستخلص البحث.....	xviii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Batasan Masalah	5
BAB II KAJIAN TEORI	7
2.1 Teori Pendukung.....	7
2.1.1 Analisis <i>Cluster</i>	7
2.1.2 Langkah-langkah Analisis <i>Cluster</i>	7
2.1.3 Uji Asumsi.....	9
2.1.4 Standarisasi Data	12
2.1.5 Metode Menghitung Jarak.....	13
2.1.6 Metode <i>Clustering</i>	14
2.1.7 Uji Validitas	18
2.1.8 Metode Hirarki Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf <i>Hasse</i>	19
2.1.9 Kemiskinan.....	21
2.2 Pandangan Islam Tentang <i>Cluster</i>	23
BAB III METODE PENELITIAN	25
3.1 Jenis Penelitian	25
3.2 Data dan Sumber Data	25
3.4 Teknik Analisis Data	26
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	28
4.1 Statistika Deskriptif Karakteristik Kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Tahun 2021	28
4.1.1 Statistika Deskriptif Karakteristik Kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Kemiskinan Tahun 2021	29

4.2	Statistika Inferensi Hasil Penerapan Metode <i>Agglomerative Hierarchical Clustering</i> untuk Klasifikasi Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Kemiskinan Tahun 2021	32
4.2.1	Uji Asumsi Multikolinieritas.....	32
4.2.2	Penentuan Jarak Kedekatan <i>Euclidean</i>	34
4.2.3	Analisis <i>Agglomerative Hierarchical Clustering</i> (Metode <i>Single Linkage</i> dan Metode <i>Complete Linkage</i>).....	35
4.2.4	Karakteristik Data Kemiskinan Kota/Kabupaten di Jawa Timur Tahun 2021 Menggunakan <i>Agglomerative Hierarchical Clustering</i> (<i>Single Linkage</i> dan <i>Complete Linkage</i>).....	51
4.2.5	Uji Validitas Data Kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur tahun 2021.....	56
4.2.6	Hasil Penerapan Metode <i>Agglomerative Hierarchical Clustering</i> Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf <i>Hasse</i>	57
4.3	Integrasi Agama.....	61
BAB V	KESIMPULAN	63
5.1	Kesimpulan	63
5.1	Saran	63
	DAFTAR PUSTAKA	65
	LAMPIRAN	68
	RIWAYAT HIDUP	83

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Karakteristik <i>KMO</i>	12
Tabel 3.1	Tabel Variabel Kemiskinan Jawa Timur	26
Tabel 4.1	Data Kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur	28
Tabel 4.2	Uji VIF Variabel <i>X1</i> , <i>X2</i> , dan <i>X3</i>	33
Tabel 4.3	Uji VIF Variabel <i>X1</i> , <i>X2</i> , dan <i>X4</i>	33
Tabel 4.4	Uji VIF Variabel <i>X2</i> , <i>X3</i> , dan <i>X4</i>	33
Tabel 4.5	Uji VIF Variabel <i>X1</i> , <i>X3</i> , dan <i>X4</i>	33
Tabel 4.6	Matriks Jarak <i>Euclidean</i>	35
Tabel 4.7	Nilai Koefisien dan Selisih Jarak <i>Single Linkage</i>	42
Tabel 4.8	Banyak <i>Cluster</i> dan Anggota dari Setiap <i>cluster</i> dengan Metode <i>Single Linkage</i>	43
Tabel 4.9	Nilai Koefisien dan Selisih Jarak <i>Complete Linkage</i>	49
Tabel 4.10	Banyak <i>Cluster</i> dan Anggota dari Setiap <i>cluster</i> dengan Metode <i>Single Linkage</i>	50
Tabel 4.11	Nilai Koefisien Korelasi <i>Chopenentic</i>	56

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Contoh Struktur Pohon Metode <i>Clustering</i> Hirarki	17
Gambar 2.2	Graf <i>Hasse</i>	21
Gambar 4.1	Diagram Indikator Gini Rasio	29
Gambar 4.2	Diagram Indikator Indeks Kedalaman	30
Gambar 4.3	Diagram Indikator Tingkat Pengangguran Terbuka.....	31
Gambar 4.4	Diagram Tingkat Harapan Hidup.....	31
Gambar 4.5	Dendogram Metode <i>Single Linkage</i>	41
Gambar 4.6	Hasil Pemotongan Metode <i>Cluster Single Linkage</i>	43
Gambar 4.7	Dendogram Metode <i>Complete Linkage</i>	48
Gambar 4.8	Hasil Pemotongan Metode <i>Complete Linkage</i>	50
Gambar 4.9	Hasil <i>Scatterplot</i> Variabel X_1 dan X_2 Metode <i>Single Linkage</i>	51
Gambar 4.10	Hasil <i>Scatterplot</i> Variabel X_3 dan X_4 Metode <i>Single Linkage</i>	53
Gambar 4.11	Hasil <i>Scatterplot</i> Variabel X_1 dan X_2 Metode <i>Complete Linkage</i>	54
Gambar 4.12	Hasil <i>Scatterplot</i> Variabel X_3 dan X_4 Metode <i>Complete Linkage</i>	55
Gambar 4.13	Hasil Graf <i>Hasse</i> Variabel X_1 dan X_2	58
Gambar 4.14	Hasil Graf <i>Hasse</i> Variabel X_1 dan X_2	59

DAFTAR SIMBOL

R_j^2	= koefisien determinasi antara X_j dengan variabel bebas, $j = 1, 2, \dots, p$
n	= jumlah pengamatan
x_{i1}	= nilai pengamatan ke- i pada variabel X_1 , $i = 1, 2, \dots, n$
x_{i2}	= nilai pengamatan ke- i pada variabel X_2 , $i = 1, 2, \dots, n$
r_{ij}	= nilai korelasi antar objek i dan j , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq j$
α_{ij}^2	= nilai korelasi parsial antar objek i dan j , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq k$
x_{ik}	= nilai objek i pada objek ke- k , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq k$
x_{jk}	= nilai objek k pada objek ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq k$
p	= jumlah variabel yang diamati
x_{ij}	= nilai dari objek ke- i pada variabel ke- j , $j = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq k$
\bar{x}_i	= nilai <i>mean</i> dari objek ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq k$
s_i	= nilai standar deviasi dari objek ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$
$d_{UW(\min)}$	= jarak antar tetangga terdekat dari <i>cluster</i> U dan W
$d_{VW(\min)}$	= jarak antar tetangga terdekat dari <i>cluster</i> V dan W
$d_{UW(\max)}$	= jarak antar tetangga terjauh dari <i>cluster</i> U dan W
$d_{VW(\max)}$	= jarak antar tetangga terjauh dari <i>cluster</i> V dan W
r_{coph}	= koefisien korelasi <i>cophenetic</i>
c_{ij}	= jarak <i>euclidean</i> antar objek i dan j , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq j$
\bar{d}	= nilai <i>mean</i> dari c_{ij} , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq j$
$d_{c_{ij}}$	= jarak <i>cophenetic</i> objek i dan j , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq k$

pene

DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1 Data Kemiskinan di Jawa Timur
- Lampiran 2 Tabel Hasil Standarisasi Data
- Lampiran 3 Matriks Jarak dengan *Euclidean Distance*
- Lampiran 4 Penggabungan dengan Metode *Single Linkage*
- Lampiran 5 Penggabungan dengan Metode *Complete Linkage*

ABSTRAK

Sabara, Ina Maya. 2022. **Analisis Agglomerative Hierarchical Clustering Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf Hasse terhadap Indikator Kemiskinan di Jawa Timur**. Skripsi. Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
Pembimbing: (I) Fachrur Rozi, M.Si, (II) Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

Kata Kunci: *Agglomerative Hierarchical Clustering*, Graf *Hasse*, Jawa Timur, Kemiskinan, Uji Validitas *Cluster*.

Kemiskinan merupakan isu sentral di berbagai negara di dunia. Pengentasan kemiskinan merupakan tujuan utama suatu negara. salah satu cara adalah mengidentifikasi kasus kemiskinan menggunakan analisis *cluster*. Dalam penelitian ini, dibahas analisis *cluster* menggunakan metode *agglomerative hierarchical clustering* berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse*. Sedangkan salah satu bentuk memfasilitasi analisis *cluster* adalah Graf *Hasse*. Oleh karena itu, dilakukan penelitian untuk mengetahui diklasifikasi wilayah-wilayah yang memiliki kedekatan atau kemiripan indikator kemiskinan berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse* serta mengurangi kasus kemiskinan di Jawa Timur yang masih tinggi. Terdapat 2 metode dalam analisis *cluster*, yaitu hirarki dan non-hirarki. Metode hirarki memiliki 2 metode, yaitu metode *agglomerative* dan *divisive*. Sebelum melakukan analisis *cluster*, menghitung uji multikolinieritas yang dilanjutkan menentukan jarak kedekatan dengan jarak *Euclidean*. Kemudian melakukan analisis *cluster* menggunakan metode *agglomerative* (*single linkage* dan *complete linkage*) untuk memperoleh solusi *cluster* terbaik. Hasilnya, bahwa metode *single linkage* memberikan solusi terbaik yang terdiri dari 5 *cluster*. Dengan bentuk pengurutan parsial graf *Hasse* yaitu, berdasarkan indikator gini rasio *cluster* 5 menjadi lapisan atas atau dominan, indikator indeks kedalaman *cluster* 4 menjadi lapisan atas atau dominan, indikator tingkat pengangguran terbuka dan angka harapan hidup *cluster* 1 menjadi lapisan atas atau dominan.

ABSTRACT

Sabara, Ina Maya. 2022. **Agglomerative Hierarchical Clustering Analysis Based on Partial Sequencing of Hasse Graphs Against Poverty Indicators in East Java**. Thesis. Mathematic Study Program, Faculty of Science and Technology, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Supervisors: (I) Fachrur Rozi, M.Si, (II) Mohammad Nafie Jauhari, M.Si.

Keywords: Agglomerative Hierarchical Clustering, East Jawa, Hasse Graph, Poverty, Cluster Validity Test.

Poverty is a central issue in many countries in the world. Poverty alleviation is the main goal of a country. One way is identify poverty cases use cluster analysis. In this thesis, we discuss cluster analysis using the agglomerative hierarchical clustering method based on partial ordering of the Hasse graph. Meanwhile, one form of facilitating cluster analysis is the Hasse graph. Therefore, a study was conducted to determine the areas that have close or similar poverty indicators based on partial ordering of the Hasse graph and reduce poverty cases in East Java which are still high. There are two methods in cluster analysis, namely hierarchical and non-hierarchical. The hierarchical method has two methods, namely agglomerative and divisive methods. Before performing cluster analysis, calculate the multicollinearity test which is then continued to determine the proximity to the Euclidean distance. Then perform cluster analysis using agglomerative methods (single linkage and complete linkage) to obtain the best cluster solution. The result, that the single linkage method provides the best solution consisting of 5 clusters. With the partial sorting form of the Hasse graph, based on the Gini indicator, the cluster ratio 5 becomes the top layer or dominant, the depth index indicator cluster 4 becomes the top or dominant layer, the open unemployment rate indicator and the life expectancy in cluster 1 become the top layer or dominant.

مستخلص البحث

صبارا، إنا مايا. ٢٠٢٢. وتحليل (التجميع الهرمي) التكتلي المستند بالترتيب الجزئي لجراف هاسي (Hasse) حول مؤشر الفقر في جاوى الشرقية. البحث الجامعي. قسم الرياضية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف الأول: فخر الرازي الماجستي ، المشرف الثاني: محمد نافع جوهرى الماجستير.

الكلمات المفتاحية: التجميع الهرمي التكتلي، جافا الشرق ، جراف هاسي (Hasse)، الفقر ، اختبار صدق التجميع.

الفقر هو مشكلة مركزية في العديد من البلدان في العالم. والتخفيف من حدة الفقر هو الهدف الرئيسي للبلد. وتمت دراسة العديد من الأفكار والمفاهيم المتعلقة بالفقر ولكنها لم تحصل على نتائج مرضية. وإحدى طرق لتعريف حالة الفقر هو التحليل التجميع. وتحليل التجميع هو أسلوب متعدد المتغيرات بالهدف لتصنيف الكائنات التي لها نفس الخصائص. وأحد أشكال لتسهيل التحليل التجميعي هو (جراف هاسي). لذلك، قد أجراء البحث لمعرفة المناطق التي لديها مؤشر فقر قريبة أو متشابهة بناءً على الترتيب الجزئي لجراف هاسي ولتقليل عدد حالة الفقر في جاوى الشرقية التي لا تزال مرتفعة. وهناك طريقتان في العنقودي، وهما الهرمي وغير الهرمي. والطريقة الهرمية لها طريقتان، هما التجميعية وطريقة القسمة. وقبل إجراء تحليل الكتلة، فأجرأ حساب اختبار ارتباط ثم استمر بتعيين القرب من المسافة *Euclidean*. ثم أجرأ تحليل التجميع بطريقة التكتل (الربط الفردي والربط الكامل) للحصول على أفضل الحل للتجميع. يحصل أن طريقة الربط الفردي توفر أفضل حل تتكون من 5. بشكل الترتيب الجزئي لجراف هاسي، استنادًا إلى مؤشر جيني راسيو المجموعة 5 كالطبقة العليا أو الغالبة ومؤشر الكتلة مؤشر للعمق للمجموعة 4 في الطبقة العليا أو الغالبة، ومؤشر معدل البطالة المفتوحة ومتوسط العمر المتوقع في المجموعة 1 كالطبقة العليا أو الغالبة.

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Statistika adalah teknik pengumpulan, pemrosesan, penyajian analisis dan interpretasi data kuantitatif. Teknik ini tidak hanya memberikan cara pengumpulan, pemrosesan, dan penyajian analisis sebuah data, tetapi juga memberikan teknik penarikan kesimpulan dari data yang telah dianalisis (Dajan, 1983). Di sisi lain, statistika dikembangkan menjadi statistika praktis atau terapan yang dapat digunakan tanpa pembuktian rumus atau dapat dikatakan bahwa statistik adalah alat untuk mengolah data. Penulis dapat memahami keadaan atau sifat-sifat data yang sesungguhnya. Dengan kata lain, pemakai hasil statistik harus benar-benar yakin akan kebenaran data serta hasil perhitungan utama data (Dirwan, 2019).

Jika objek yang diterapkan dalam statistik lebih dari dua, maka akan lebih sulit dalam menerapkan analisis statistik. Solusi untuk mengakhiri permasalahan ini adalah analisis *multivariate*. Analisis *multivariate* yaitu metode yang digunakan dalam analisis statistik untuk menganalisis lebih dari dua objek. Dalam analisis *multivariate*, salah satu analisis yang biasa diterapkan adalah analisis *cluster*. Definisi dari analisis *cluster* yakni teknik *multivariate* yang memiliki tujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasi objek yang memiliki kemiripan ke dalam satu kelompok ke kelompok lainnya. Dalam satu *cluster*/kelompok yang memiliki objek dengan kemiripan yang sama akan memiliki kemiripan dengan objek lainnya berdasarkan beberapa kriteria yang telah ditetapkan sebelumnya (homogen) (Asra, dkk., 2017).

Secara garis besar terdapat dua metode dalam analisis *cluster*, yaitu *hierarchical clustering method* (metode hirarki) dan *non-hierarchical clustering*

method (metode non-hirarki). *Hierarchical clustering method* memiliki dua metode, di antaranya metode *agglomerative (agglomerative)* dan *divisive* (penyebaran). Ada beberapa analisis dalam metode *agglomerative*, di antaranya metode *single linkage*, metode *ward*, metode *average linkage*, dan metode *complete linkage*.

Beberapa penelitian terdahulu yang menerapkan metode *agglomerative hierarchical clustering* adalah penelitian Fadliana (2015) dengan menerapkan metode *single linkage*, metode *complete linkage*, metode *average linkage*, dan metode *ward* dalam kasus klasifikasi Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan Kualitas Pelayanan Keluarga Berencana (KB), Marcelino (2018) menerapkan metode *single linkage*, metode *complete linkage*, dan metode *ward* dalam mengelompokkan saham Syari'ah Jakarta Islami Indeks (JII), Afandi (2020) menerapkan metode *complete linkage* pada Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur terhadap Indikator Kemiskinan. Sedangkan pada penelitian Cong, dkk (2021) menerapkan metode *hierarchical clustering* berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse* berurutan parsial terhadap data hotel *online* untuk mengukur vitalitas kota. Graf *Hasse* merupakan salah satu bentuk relasi pengurutan parsial yang berada di sebuah *poset (partially ordered set)* dalam bentuk graf berarah dengan bentuk yang lebih disederhanakan sehingga hasil yang diperoleh lebih jelas.

Aplikasi dari analisis *cluster* adalah untuk menggabungkan suatu objek atau data ke dalam kelompok yang memiliki karakteristik yang hampir serupa. Salah satu contoh aplikasi dari analisis *cluster* yaitu dalam mengidentifikasi kasus kemiskinan. Dengan menggunakan analisis *cluster* akan terlihat bagaimana gambaran kondisi individu dalam suatu kelompok berdasarkan tingkat kemiskinan.

Menurut BPS, pengelompokan kemiskinan dapat dilihat dari beberapa indikator yaitu gini rasio menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur, indeks kedalaman kemiskinan (P1) menurut Kabupaten/Kota Provinsi di Jawa Timur, tingkat pengangguran terbuka menurut Kabupaten/Kota Provinsi di Jawa Timur, dan angka harapan hidup menurut Kabupaten/Kota Provinsi di Jawa Timur. Kemiskinan adalah isu sentral di berbagai negara di dunia, terutama di negara berkembang. Pengentasan kemiskinan dan kesejahteraan rakyat merupakan tujuan utama suatu negara. Berbagai ide dan konsep terkait kemiskinan telah dipelajari dan disesuaikan di berbagai negara berkembang, namun tidak mendapatkan hasil yang memuaskan. Dalam konteks ini, Indonesia sebagai negara berkembang masih berjuang untuk mengatasi (Dewi & Irama , 2018).

Pada tahun 2021 Provinsi Jawa Timur merupakan provinsi dengan kasus kemiskinan nomor satu di Indonesia jika disejajarkan dengan provinsi-provinsi yang ada di Indonesia dengan jumlah 4.572.730 jiwa (BPS, 2021). Kemiskinan di Jawa Timur dapat dikatakan rendah jika nilai indeks kedalaman kemiskinan dan tingkat pengangguran terbuka mendekati nol yang didukung tingginya nilai gini rasio dan angka harapan hidup. Tingginya kemiskinan di Provinsi Jawa Timur membutuhkan perhatian serius dari pihak-pihak terkait dengan kemiskinan di Provinsi Jawa Timur.

Kemiskinan juga diterangkan dalam al-Qur'an surah Al-Isra'/15: 26:

﴿وَأْتِ ذَا الْقُرْبَىٰ حَقَّهُ وَالْمِسْكِينَ وَابْنَ السَّبِيلِ وَلَا تُبَذِّرْ تَبْذِيرًا﴾

“Dan berikanlah kepada keluarga-keluarga yang dekat akan haknya, kepada orang miskin dan orang yang dalam perjalanan dan janganlah kamu menghambur-hamburkan (hartamu) secara boros”.

Menurut tafsir jalalain dijelaskan, yaitu: Berikan keluarga dekat anda hak mereka dalam bentuk kebajikan dan persahabatan. Membagikan zakat dan memberi sedekah kepada orang miskin dan musafir. Jangan menghabiskan kekayaan anda untuk hal-hal yang tidak membawa manfaat yang tidak semestinya.

Melanjutkan penelitian sebelumnya, penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan mengaplikasikan metode *agglomerative hierarchical clustering* dalam kasus kemiskinan di Provinsi Jawa Timur tahun 2021 berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse*. Dalam penelitian ini, penulis membandingkan kedua metode *agglomerative hierarchical clustering* yaitu metode *single linkage* dan metode *complete linkage* dengan tujuan untuk mengetahui *cluster* terbaik, kemudian dibentuk dalam sebuah pengurutan parsial graf *Hasse*.

Berdasarkan dari uraian di atas penulis akan mengangkat dan menyusunnya dalam sebuah penelitian dengan judul “Analisis *Agglomerative Hierarchical Clustering* Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf *Hasse* terhadap Indikator Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur”. Penulis berharap, penelitian ini bisa memberikan penyelesaian pengelompokan terbaik terhadap klasifikasi Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse* terhadap indikator kemiskinan di Provinsi Jawa Timur sehingga diperoleh gambaran tentang kondisi kemiskinan di wilayah Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur yang dapat dijadikan sebagai rujukan untuk meminimalkan kasus kemiskinan dari setiap daerah di Provinsi Jawa Timur. Sehingga untuk selanjutnya, kasus kemiskinan di Provinsi Jawa Timur menjadi berkurang dan pada akhirnya kesejahteraan masyarakat menjadi meningkat.

1.2 Rumusan Masalah

Menurut penjelasan dari latar belakang, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana hasil penerapan metode *agglomerative hierarchical clustering* (*single linkage* dan *complete linkage*) dalam mengklasifikasi indikator kemiskinan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian dalam penelitian ini adalah untuk memperoleh hasil penerapan metode *agglomerative hierarchical clustering* (*single linkage* dan *complete linkage*) dalam mengklasifikasi indikator kemiskinan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse*?

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat, yaitu menyalurkan informasi tentang pengelompokan kemiskinan di Provinsi Jawa Timur dengan menerapkan metode *hierarchical agglomerative clustering* dengan membandingkan metode *single linkage* dan *complete linkage* untuk mencari *cluster* terbaik yang kemudian dibentuk dalam sebuah pengurutan parsial graf *Hasse*.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kemiskinan menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur tahun 2021.

2. Jarak *euclidean* digunakan untuk menghitung ukuran jarak (*a measure of distance*).
3. Koefisien korelasi *cophenetic* digunakan untuk memeriksa validitas hasil *cluster*.

BAB II KAJIAN TEORI

2.1 Teori Pendukung

2.1.1 Analisis *Cluster*

Analisis *cluster* merupakan teknik analisis *multivariate* yang diaplikasikan untuk mengelompokkan data atau mengubah pengamatan menjadi *cluster* menurut faktor yang telah ditentukan. Tujuan dari analisis *cluster* ialah untuk mengelompokkan objek-objek yang serupa dalam satu *cluster*. Objek yang dikelompokkan adalah objek yang memiliki jarak terdekat dengan objek lain. Dengan kata lain, objek menjadi sebuah *cluster* jika mempunyai kesamaan dan nilai yang relatif hampir sama (Nafisah & Chandra, 2017).

Analisis *cluster* yaitu suatu kelas teknik yang diaplikasikan untuk mengklasifikasikan objek atau keadaan (respon) ke dalam kelompok-kelompok (*cluster*) yang relatif homogen dengan objek-objek dalam *cluster* lainnya. Analisis *cluster* juga dikenal sebagai analisis pengelompokan atau pengklasifikasi numerik (Supranto, 2004).

2.1.2 Langkah-langkah Analisis *Cluster*

Berikut langkah-langkah dasar dalam analisis *cluster* (Supranto, 2004):

1. Merumuskan Masalah

Hal penting yang dilakukan dalam perumusan masalah analisis *cluster* adalah memilih data-data yang akan digunakan sebagai objek dalam membentuk sebuah *cluster*.

2. Memilih Ukuran Jarak atau Similaritas

Mengelompokkan objek yang serupa dalam *cluster* yang sama merupakan tujuan dari pengklasteran, maka diperlukan beberapa ukuran untuk mengetahui kemiripan dan perbedaan objek-objek tersebut. Secara umum, pendekatan yang diterapkan adalah menghitung kemiripan yang diutarakan dalam jarak (*distance*) antar objek. Objek yang memiliki jarak terdekat akan lebih mirip daripada objek yang memiliki jarak terjauh.

3. Melakukan standarisasi data

Hal ini dilakukan jika variabel-variabel yang akan dianalisis memiliki satuan yang berbeda. Jika terdapat variabel yang memiliki satuan yang berbeda dan tidak dilakukan standarisasi maka akan mengakibatkan hasil yang tidak valid. Biasanya standarisasi dilakukan menggunakan *Z-score*.

4. Memilih Suatu Prosedur Pengklasteran

Dalam proses ini objek yang memiliki seragam berbeda dikelompokkan, dan memilih metode *cluster*, kemudian melakukan pengelompokan objek.

5. Menginterpretasi *Cluster*

Tahap interpretasi *cluster* adalah pengujian *centroid* atau nilai *mean* setiap objek yang berada dalam *cluster* pada setiap objek. Proses ini dilakukan untuk memberikan suatu nama atau label pada *cluster*.

6. Proses Validasi dan *Profiling Cluster*

Tujuan dari proses ini yaitu untuk memastikan bahwa penyelesaian yang diperoleh dari hasil *cluster* sudah mewakili populasi dan dapat digeneralisasikan ke objek lain. Kemudian bandingkan penyelesaian *cluster* yang dibuat dengan pendekatan ini dan berikan korespondensi hasilnya.

Ketika hasilnya valid, *profiling* dilakukan untuk menggambarkan hasil *cluster* berdasarkan profil tertentu.

2.1.3 Uji Asumsi

Sebelum melakukan analisis *cluster* terdapat uji asumsi yang harus terpenuhi. Biasanya penulis fokus pada dua uji asumsi, yaitu uji multikolinieritas dan uji kecukupan sampel (Hair, dkk., 2010).

a. Uji Multikolinieritas

Uji multikolinieritas adalah salah satu uji asumsi yang menunjukkan adanya korelasi atau hubungan antara dua variabel bebas atau lebih dalam sebuah model regresi berganda. Besaran (*quality*) yang dapat digunakan untuk mendeteksi adanya multikolinieritas adalah faktor inflasi ragam (*Variance Inflation Factor / VIF*). VIF digunakan sebagai kriteria untuk mendeteksi multikolinieritas pada regresi linier yang melibatkan lebih dari dua variabel bebas. Nilai VIF lebih besar dari 10 mengidentifikasi adanya masalah multikolinieritas yang serius (Ryan, 1997). Adapun pengujian hipotesis sebagai berikut (Ghozali, 2011):

Hipotesis: $H_0 : VIF < 10$ (Tidak terdapat multikolinieritas)

$H_1 : VIF \geq 10$ (Terdapat multikolinieritas)

Statistik Uji:

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \quad (2.1)$$

dengan,

R_j^2 = koefisien determinasi antara X_j dengan variabel bebas, $X_i, i \neq j$

$j = 1, 2, \dots, p$

Keputusan:

Jika $VIF \geq 10$ maka H_0 ditolak

b. Uji Kecukupan Sampel

Setelah melakukan uji korelasi, selanjutnya melakukan uji kecukupan sampel. Uji kecukupan sampel dilakukan untuk mengetahui atau memastikan bahwa sampel yang telah dikumpulkan sudah mewakili populasi yang ada. Untuk mengetahui apakah sampel yang diperoleh cukup untuk dianalisis lebih lanjut, membutuhkan nilai *KMO* (*Kaiser Meyer Olkin*). Tahapan dalam uji kecukupan data dapat dilihat sebagai berikut:

1. Menentukan hipotesis

H_0 = jumlah pengamatan mewakili populasi

H_1 = jumlah pengamatan tidak mewakili populasi

2. Menghitung nilai matriks koefisien korelasi dengan rumus sebagai berikut:

$$r_{ij} = \frac{n \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} - (\sum_{i=1}^n x_{i1})(\sum_{i=1}^n x_{i2})}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 - (\sum_{i=1}^n x_{i1})^2][n \sum_{i=1}^n x_{i2}^2 - (\sum_{i=1}^n x_{i2})^2]}} \quad (2.2)$$

dengan,

x_{i1} = nilai pengamatan ke- i pada variabel X_1 , $i = 1, 2, \dots, n$

x_{i2} = nilai pengamatan ke- i pada variabel X_2 , $i = 1, 2, \dots, n$

n = jumlah pengamatan

r_{ij} = nilai korelasi antar variabel i dan j , $i = 1, 2, \dots, n$

dan $j = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq j$

3. Menghitung invers matriks koefisien korelasi dan diagonal kuadrat matriks

4. Menghitung nilai koefisien korelasi parsial antar variabel dengan

menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\alpha_{ij} = -\frac{rx_ix_j - rx_ix_j \cdot rx_ix_j}{\sqrt{(1-r^2x_ix_j)(1-r^2x_ix_j)}} \quad (2.3)$$

α_{ij}^2 = nilai korelasi parsial antar variabel i dan j .

5. Setelah memperoleh nilai koefisien korelasi dan nilai koefisien korelasi parsial, hitung nilai *KMO* dengan menggunakan persamaan *Kaiser Meyer Olkin* (Kaiser, 1974):

$$KMO = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n r_{ij}^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j=i}^n r_{ij}^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n \alpha_{ij}^2} \quad (2.4)$$

dengan,

r_{ij} = nilai korelasi antar variabel i dan j , = 1,2, ..., n

dan $j = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq j$

α_{ij}^2 = nilai korelasi parsial antar variabel i dan j , = 1,2, ..., n

dan $j = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq j$

6. Mengambil keputusan pada hipotesis apakah H_0 ditolak atau diterima

Jika $KMO \leq 0,5$ maka H_0 ditolak

Jika $KMO > 0,5$ maka H_0 diterima H_1

7. Menarik Kesimpulan

Jika hasil *KMO* lebih besar dari 0,5 maka dapat ditarik kesimpulan yaitu

H_0 diterima, artinya jumlah data sudah mewakili populasi. Sedangkan

jika hasil *KMO* lebih kecil dari 0,5 maka dapat ditarik kesimpulan yaitu

H_0 ditolak, artinya jumlah data belum mewakili populasi.

Untuk melihat kualitas data atau sampel sudah memenuhi uji kecukupan sampel dapat melihat dari nilai $KMO > 0,5$. Standar *KMO* dapat dilihat dari Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Karakteristik nilai *KMO*

Nilai <i>KMO</i>	Keterangan
$\geq 0,9$	Sangat Bagus
0,8-0,9	Lumayan Bagus
0,7-0,8	Bagus
0,6-0,7	Cukup Bagus
0,5-0,6	Tidak Cukup Bagus
$\leq 0,5$	Tidak Layak

Karena data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data populasi atau data sudah mencukupi sampel. Maka uji kecukupan sampel dalam penelitian ini tidak digunakan.

2.1.4 Standarisasi Data

Salah satu tahapan dalam analisis *cluster* yaitu standarisasi data. Standarisasi data dilakukan jika data yang digunakan beda satuan. Biasanya standarisasi dilakukan menggunakan *Z-score*. *Z-score* merupakan nilai yang menunjukkan perbedaan antara nilai data dan rata-rata dibagi dengan standar deviasi. *Z-score* disebut juga nilai standar atau nilai baku yang digunakan untuk menunjukkan adanya pencilan pada data. Normalisasi pada *Z-score* adalah memberikan bobot yang sama untuk nilai yang sangat kecil atau nilai yang sangat besar (Moo-Young, 2011). Rumus *Z-score* sebagai berikut:

$$z = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{s_i}$$

dengan,

x_{ij} = nilai dari objek ke- i pada variabel ke- j , $= 1, 2, \dots, n$
dan $k = 1, 2, \dots, n$ dengan $i \neq k$

\bar{x}_i = nilai *mean* dari objek ke- i , $= 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$
dengan $i \neq k$

s_i = nilai standar deviasi dari objek ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$

2.1.5 Metode Menghitung Jarak

Tujuan utama pengamatan yang dihasilkan sampel ke dalam *cluster-cluster* yakni untuk memperoleh kira-kira sedekat apa objek ke satu dengan objek yang lainnya atau untuk memperoleh kira-kira sejauh apa data ke satu dengan lainnya. Tolak ukur kuantitatif yang digunakan untuk menunjukkan kemiripan antar objek yang seringkali diterapkan adalah istilah ketidakmiripan (*dissimilarity*), jarak (*distance*), kemiripan (*similarity*), atau biasa disebut dengan kedekatan (*proximity*). Jika objek dalam sebuah data bersifat kategorik maka menggunakan ukuran kemiripan. Sedangkan jika variabel dalam sebuah data bersifat kontinu, maka menggunakan *dissimilarity measures* (ukuran ketidakmiripan) atau *distance measurement* (ukuran jarak) (Everitt, dkk., 2011).

Beberapa *dissimilarity measures* (ukuran ketidakmiripan) atau *distance measurement* (ukuran jarak) yang diperlukan untuk mengukur jarak antar dua objek, yaitu: jarak *euclidean*, jarak *manhattan*, jarak *mahalanobis*, jarak *log-likelihood*, dan jarak *chi-square* (Anderberg, 1973). Pada penelitian ini, penulis akan menggunakan jarak *euclidean*.

Jarak *euclidean* adalah jarak yang biasa diterapkan jika data berskala kontinu. Asumsi yang harus dipenuhi dalam jarak ini adalah data yang diamati tidak memiliki hubungan, dan memiliki satuan yang sama antar variabel. Perhitungan metode ini yaitu dengan menghitung akar kuadrat dari jumlah kuadrat selisih dari nilai setiap objek. Rumus jarak *euclidean* sebagai berikut:

$$d_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2.6)$$

dengan,

$d_{i,j}$ = jarak antar objek i dan objek j

x_{ik} = nilai objek ke- i pada objek ke- k

x_{jk} = nilai objek ke- j pada objek ke- k

p = jumlah objek yang diamati

2.1.6 Metode *Clustering*

Terdapat banyak metode dalam analisis *clustering* untuk mengelompokkan objek dalam *cluster*. Secara global, ada dua metode yang biasa digunakan dalam analisis *clustering* adalah *hierarchical clustering method* (metode hirarki) dan *non-hierarchical clustering method* (metode non-hirarki).

1. *Hierarchical Clustering Method* (Metode Hirarki)

Metode ini diawali dengan menggabungkan dua atau lebih data yang mempunyai jarak terdekat. Selanjutnya, teknik tersebut dilanjutkan ke objek lain yang juga memiliki kedekatan. Hal tersebut dilakukan berulang kali hingga membentuk hirarki atau tingkatan yang memiliki karakteristik yang serupa sampai yang berbeda. Prosedur analisis dalam metode ini yaitu dengan menganggap setiap objek sebagai *cluster* tersendiri. Selanjutnya, objek-objek yang memiliki kemiripan membentuk *cluster* baru, dan seterusnya (Asra, dkk., 2017).

Terdapat dua metode *hierarchical clustering* yang biasa digunakan dalam Metode *cluster* hirarki, yaitu *agglomerative (agglomerative)* dan metode *divisive* (pembagian).

a. *Agglomerative Hierarchical Clustering*

Metode *agglomerative hierarchical clustering* adalah salah satu jenis metode analisis hirarki yang diawali dengan objek terdapat dalam *cluster* terkecil dan kemudian digabungkan dengan *cluster* lain yang mempunyai karakteristik yang serupa, sehingga dari *agglomerative*

tersebut akan berlanjut sampai membentuk *cluster* tunggal (Hair, dkk., 2010).

Pada metode *agglomerative hierarchical clustering* terdapat macam-macam analisis, yaitu: *single linkage*, *average linkage*, *complete linkage*, dan *ward*. Penelitian ini menggunakan dua metode *agglomerative hierarchical clustering*, yaitu:

1) *Single Linkage*

Metode *single linkage* adalah prosedur pengelompokan yang diukur berdasarkan objek yang mempunyai nilai jarak terkecil antar data. Diawali dengan menggunakan dua data yang mempunyai jarak paling dekat, kemudian kedua data akan diletakkan dalam *cluster* pertama, langkah ini dilakukan terus-menerus sampai setiap data membentuk satu *cluster*.

Tahapan pengelompokan *single linkage* dimulai dengan memilih jarak terkecil di $D = \{d_{ik}\}$. Misalnya U dan V kemudian gabungkan objek yang sesuai untuk memperoleh *cluster* (UV). Tahapan selanjutnya menghitung jarak antara (UV) dan *cluster* lainnya. Misalkan mengambil contoh W , akan menghasilkan rumus sebagai berikut data

$$d_{(UV)W} = \min(d_{UW}, d_{VW}) \quad (2.7)$$

dengan,

$d_{UW(\min)}$ = jarak antar tetangga terdekat dari *cluster* U dan W

$d_{VW(\min)}$ = jarak antar tetangga terdekat dari *cluster* V dan W

2) *Complete Linkage*

Tahapan metode *complete linkage* hampir serupa dengan metode *single linkage*, akan tetapi pada metode *complete linkage* pengelompokannya berdasarkan jarak terjauh atau nilai terbesar antar objek. Metode ini memastikan bahwa setiap objek dalam *cluster* berada pada jarak terjauh (paling tidak mirip) satu sama lain. Pada tahapan metode *complete linkage*, yang pertama kali dilakukan adalah dengan memasukkan elemen minimum di $D = \{d_{ik}\}$. Misalnya U dan V kemudian gabungkan objek yang sesuai untuk memperoleh *cluster* (UV). Tahapan selanjutnya menghitung jarak antara (UV) dan *cluster* lainnya. Misalkan mengambil contoh W , akan menghasilkan rumus sebagai berikut (Jonshon & Wichern, 2007):

$$d_{(UV)W} = \max(d_{UW}, d_{VW}) \quad (2.8)$$

dengan,

$d_{UW(\max)}$ = jarak antar tetangga terjauh *cluster* U dan W

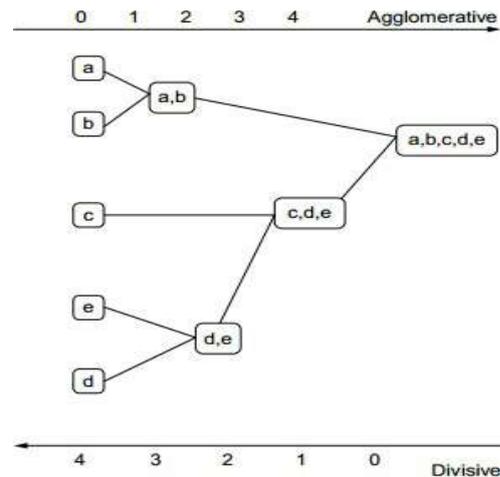
$d_{VW(\max)}$ = jarak antar tetangga terjauh dari *cluster* V dan W

b. Metode *Divisive*

Kebalikan dari definisi metode *agglomerative*, definisi dari metode *divisive* adalah salah satu metode hirarki dimana *cluster* akan terus bertambah ke dalam dua nilai terkecil di setiap langkahnya, sampai akhirnya masing-masing objek dikelompokkan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa teknik *divisive* adalah analisis metode hirarki dengan semua pengamatan dimulai dalam satu *cluster* dan dibagi secara berturut-turut (pertama menjadi dua *cluster*, kemudian menjadi tiga *cluster*, dan

seterusnya) sampai masing-masing objek menjadi *cluster* beranggota tunggal (Hair, dkk., 2010).

Pengelompokan hirarki dengan metode *agglomerative* dan *divisive* bisa diwakili oleh grafik pohon disebut *Dendrogram*. *Dendrogram* ini menggambarkan pembagian atau *agglomerative* dalam setiap analisis.



Gambar 2.1 Contoh Struktur Pohon Metode *Clustering* Hirarki

(Sumber: Kauffman & Rousseeuw (1970) dalam Everitt, dkk. (2011).

2. Metode Non-Hirarki (*Non Hierarchical Method*)

Pada metode ini, penulis menentukan sendiri jumlah *cluster* yang akan dibuat. Penentuan jumlah *cluster* yang akan dibuat biasanya didasarkan pada teori atau asumsi tertentu (Asra, dkk., 2017). *Non hierarchical method* biasa disebut metode *k-means*. Tujuan *non hierarchical method* ini adalah berusaha membagi objek yang kemudian dimasukkan ke satu atau lebih dari satu *cluster* berdasarkan karakteristiknya. Pada akhirnya objek yang mempunyai kemiripan yang serupa berada di satu *cluster*, sedangkan objek yang mempunyai kemiripan yang tidak serupa berada di *cluster* yang lain.

2.1.7 Uji Validitas

Sesudah memperoleh hasil *clustering* dari proses *clustering* data, selanjutnya melakukan perhitungan validitas *cluster*. Pengujian validitas *cluster* digunakan untuk mengetahui kualitas hasil analisis *cluster*. Tolak ukur yang dapat diterapkan untuk memeriksa validitas hasil pengelompokan hirarki yakni koefisien korelasi *cophenetic*. Koefisien korelasi *cophenetic* adalah koefisien korelasi antar setiap objek dari matriks jarak *euclidean* dengan objek dari masing-masing matriks *cophenetic* (Silva & Dias, 2013).

Rumus dalam menghitung uji validitas menggunakan koefisien korelasi *cophenetic* yaitu (Saraçlı, dkk., 2013):

$$r_{coph} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>1}^n (c_{ij} - \bar{c})(d_{ij} - \bar{d})}{\left(\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>1}^n (c_{ij} - \bar{c})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \left(\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>1}^n (d_{ij} - \bar{d})^2 \right)^{\frac{1}{2}}} \quad (2.9)$$

dengan,

$$\bar{c} = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^n c_{ij}$$

$$\bar{d} = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j>i}^n d_{ij}$$

r_{coph} = koefisien korelasi *cophenetic*

c_{ij} = jarak *euclidean* antar objek i dan j , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, n$
dengan $i \neq j$

\bar{d} = nilai *mean* dari c_{ij} , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $j = 1, 2, \dots, n$
dengan $i \neq j$

$d_{c_{ij}}$ = jarak *cophenetic* objek i dan j , $i = 1, 2, \dots, n$ dan $k = 1, 2, \dots, n$
dengan $i \neq k$

Nilai koefisien korelasi *cophenetic* biasanya berkisar antara -1 sampai 1 (Fadliana & Rozi, 2015). Jika nilai koefisien korelasi *cophenetic* semakin mendekati 1, maka semakin memberikan solusi dalam penyelesaian analisis *cluster* lebih baik.

2.1.8 Metode Hirarki Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf *Hasse*

Himpunan adalah gabungan objek-objek yang jelas dan terukur (Hanifah, 2020). Objek-objek yang berada dalam himpunan tidak boleh sama atau berbeda. Misalkan A merupakan himpunan dan B juga merupakan himpunan, maka relasi himpunan A dan himpunan B adalah upahhimpunan dari himpunan A dan B atau disebut relasi biner. A adalah daerah *domain* atau asal dan B adalah daerah *range* atau hasil. Relasi biner mempunyai beberapa sifat, yaitu (Sentosa, dkk., 2021):

1. Refleksif

Relasi R pada himpunan A dikatakan refleksif jika untuk setiap x elemen A berlaku (x, x) merupakan elemen R .

2. Antisimetris

Relasi R pada himpunan A dikatakan antisimetris jika untuk setiap x dan y elemen A berlaku (x, y) dan (y, x) merupakan elemen R .

3. Transitif

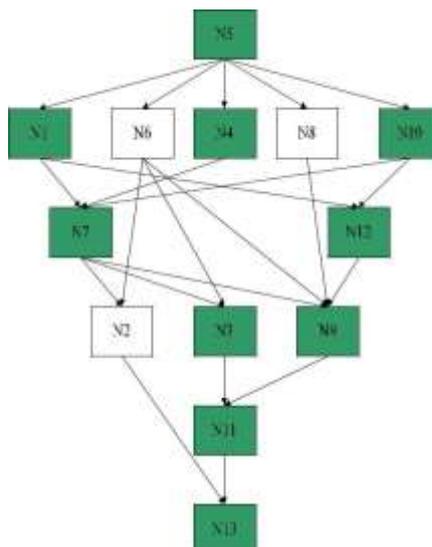
Relasi R pada himpunan A dikatakan transitif jika untuk setiap x , y , dan z elemen A berlaku jika (x, y) dan (y, z) merupakan elemen R , maka (x, z) juga adalah elemen R .

Jika suatu relasi biner R pada himpunan A memenuhi sifat- sifat relasi di atas (refleksif, antisimetris, dan transitif) maka disebut relasi pengurutan parsial. Sedangkan relasi R dengan himpunan A (A, R) merupakan himpunan terurut secara parsial (*partially ordered set* atau *poset*). Relasi pengurutan parsial mempunyai

invers dan dual dari urutannya. Invers dari relasi \leq memenuhi $x \geq y$ jika dan hanya jika $y \leq x$. Invers dari relasi pengurutan parsial adalah relasi pengurutan parsial juga, disertai dengan sifat refleksif, antisimetri, transitivitas. Relasi pengurutan parsial antar himpunan dapat direpresentasikan dengan berbagai cara, salah satunya dengan graf. Graf adalah pasangan himpunan simpul (jumlah minimal satu) dan sisi (jumlah minimal nol). Graf yang digunakan dalam penelitian ini adalah graf *Hasse*. Graf *Hasse* adalah bentuk diagram matematika yang diaplikasikan untuk mempresentasikan *poset* dalam graf berarah. Salah satu fungsi Graf *Hasse* adalah memfasilitasi kelompok objek yang disebut hirarki atau bertingkat (Bruggemann, dkk., 2001)

Dalam membuat graf *Hasse*, dapat diinterpretasikan dalam dua cara, yaitu: metode titik atas dan metode titik bawah. Metode titik atas menggunakan nilai indikator yang tertinggi, dan metode titik bawah menggunakan nilai indikator yang terendah. Penelitian ini menggunakan metode titik atas, sehingga langkah-langkah dalam membuat graf *Hasse* dapat ditulis sebagai berikut:

1. Setelah memperoleh hasil *clustering* terbaik, buat graf berarah. Pilih semua simpul untuk membentuk himpunan simpul. Kumpulan titik teratas adalah nilai *cluster* terbesar (lapisan paling atas) dan lapisan bawah merupakan nilai *cluster* terkecil (lapisan paling bawah).
2. Buat panah berarah sebagai relasi antar titik (relasi antar titik menggunakan empat indikator kemiskinan) dengan melihat nilai paling jauh antar indikator (Cong, dkk., 2021).
3. Ulangi dua langkah di atas sampai semua titik memiliki relasi dan tahapan pembuatan graf *Hasse* berakhir.



Gambar 2.2 Graf Hasse

(Sumber: Cong, dkk. (2021))

2.1.9 Kemiskinan

Kemiskinan adalah kondisi kehidupan cacat yang mungkin disebabkan oleh individu atau rumah tangga sehingga mereka belum bisa menyelesaikan kebutuhan minimal atau layak dalam hidupnya. Kebutuhan pokok minimum yang dimaksud yakni berhubungan dengan makanan, pakaian, tempat tinggal dan kebutuhan sosial penduduk atau untuk memenuhi kebutuhan rumah tangga hidup dengan baik (Suharto, 2009). Faktanya, kemiskinan bukan hanya tentang tidak mampu dalam mencukupi kebutuhan hidup. Kemiskinan juga berkaitan dengan aspek lain, misalnya kesehatan, pendidikan, jaminan masa depan, dan peranan sosial. Kemiskinan dapat dipahami secara menyeluruh jika aspek-aspek lain juga dilibatkan (Solihin, 2014).

Menurut Suharto (2009) dimensi kemiskinan menyangkut beberapa aspek-aspek sebagai berikut:

1. Aspek ekonomi dapat diartikan sebagai kemiskinan atau belum mencukupi kebutuhan hidup dan meningkatkan kesejahteraan sekelompok orang.
2. Aspek politik, aspek politik dapat diukur dari tingkat kemiskinan ketika mendekati kekuasaan. Maksudnya, kekuasaan meliputi tatanan sistem politik yang dapat menentukan kemampuan suatu kelompok untuk mengakses dan menggunakan sumber daya.
3. Aspek psikososial kemiskinan, psikososial kemiskinan memperlihatkan kurangnya hubungan dan struktur sosial yang mendukung pencapaian peluang peningkatan produktivitas.

Berdasarkan penjelasan di latar belakang, Provinsi Jawa Timur menempati provinsi dengan perhitungan kasus kemiskinan nomor satu di Indonesia. Maka dalam penelitian ini, penulis akan menerapkan beberapa indikator penting yang digunakan sebagai tolak ukur kemiskinan, yaitu:

1. Gini rasio menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur

Gini rasio adalah ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin. Semakin besar nilai yang diperoleh, semakin besar ketimpangan yang diperlihatkan (BPS, 2021).

2. Indeks kedalaman kemiskinan (P1) menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur

Indeks Kedalaman Kemiskinan (*Poverty Gap Index-P1*) adalah ukuran *mean* kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap garis kemiskinan. Semakin tinggi nilai indeks, semakin jauh *mean* pengeluaran penduduk dari garis kemiskinan (BPS, 2021).

3. Tingkat pengangguran terbuka menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur.

Tingkat pengangguran terbuka ialah ukuran jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja (penduduk usia kerja 15 tahun atau lebih yang bekerja) (BPS, 2021).

4. Angka harapan hidup menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur.

Definisi angka harapan hidup yaitu *mean* jumlah tahun hidup yang masih berhasil mencapai umur tertentu. Angka harapan hidup juga mengindikasikan derajat kesehatan masyarakat dan mencerminkan tingkat keberhasilan pembangunan bidang kesehatan. Semakin tinggi angka harapan hidup maka derajat kesehatan masyarakat semakin baik dan hal ini didukung

2.2 Pandangan Islam Tentang *Cluster*

Cluster mengandung arti kelompok atau golongan. Hal- Hal yang berkaitan tentang pengelompokan juga banyak dijelaskan dalam islam. Salah satunya dijelaskan di al-Qur'an dalam surah At-Taubah ayat 60, yang menjelaskan tentang kelompok umat islam dalam hal pembagian Zakat. Ayat tersebut berbunyi sebagai berikut:

﴿ إِنَّمَا الصَّدَقَتُ لِلْفُقَرَاءِ وَالْمَسْكِينِ وَالْعَمِلِينَ عَلَيْهَا وَالْمَوْلَةَ قُلُوبُهُمْ فِي الرِّقَابِ وَالْغَرَمِينَ وَفِي سَبِيلِ اللَّهِ وَابْنِ السَّبِيلِ فَرِيضَةً مِّنَ اللَّهِ وَاللَّهُ عَلِيمٌ حَكِيمٌ ﴾

“*Sesungguhnya zakat itu hanyalah untuk orang-orang fakir, orang-orang miskin, para amil zakat, orang-orang yang dilunakkan hatinya (muallaf), untuk (memerdekakan) para hamba sahaya, untuk (membebaskan) orang-orang yang berutang, untuk jalan Allah dan untuk orang-orang yang sedang dalam perjalanan (yang memerlukan pertolongan), sebagai kewajiban dari Allah. Allah Maha Mengetahui lagi Maha Bijaksana (At-Taubah/9:60)*”.

Menurut tafsir Al-Muyassar dijelaskan bahwa makna الصَّدَقَاتُ yang dimaksud dalam ayat tersebut adalah zakat. Zakat wajib hanya diberikan kepada 8 golongan yaitu fakir, miskin, amil atau petugas yang mengumpulkan zakat, muallaf atau

orang yang disadarkan hatinya untuk memeluk Islam, usaha untuk membebaskan budak, orang yang berhutang, pejuang di jalan Allah dan musafir yang kehabisan bekal. Pembagian ini adalah kewajiban yang diwajibkan oleh Allah SWT dan ditetapkan-Nya. Allah SWT maha mengetahui dan maha bijaksana.

Surah at-Taubah menjelaskan tentang golongan orang-orang yang berhak menerima zakat. Apabila orang tersebut mempunyai salah satu karakteristik yang sama dengan salah satu golongan dalam ayat tersebut maka orang tersebut akan dimasukkan ke dalam kelompok yang mempunyai karakteristik yang sama. Begitu juga dengan *cluster*, jika suatu objek mempunyai karakteristik yang sama maka objek tersebut akan dikelompokkan dalam *cluster* yang sama.

BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini yaitu penelitian deskriptif kuantitatif. Maksudnya data yang digunakan untuk analisis data atau dalam penelitian ini adalah data kuantitatif atau data yang berupa numerik yang kemudian dianalisis. Penelitian deskriptif kuantitatif dalam penelitian ini meliputi data kemiskinan dari BPS Jawa Timur tahun 2021.

3.2 Data dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder yang dimaksud dalam penelitian ini adalah data kemiskinan di Provinsi Jawa Timur tahun 2021 yang diperoleh dari website resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Jawa Timur untuk unit observasi menggunakan 38 wilayah di Jawa Timur. Data tersebut berisi beberapa indikator kemiskinan, yaitu:

1. Indikator gini rasio menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur
(<https://jatim.bps.go.id/indicator/23/488/1/gini-rasio-menurut-kabupaten-kota-di-jawa-timur.html>)
2. Indikator indeks kedalaman kemiskinan (P1) menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur
(<https://jatim.bps.go.id/indicator/23/498/1/indeks-kedalaman-kemiskinan-p1-menurut-kabupaten-kota-di-jawa-timur.html>)
3. Indikator tingkat pengangguran terbuka menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur

(<https://jatim.bps.go.id/indicator/6/54/1/tingkat-pengangguran-terbuka-tpt-provinsi-jawa-timur.html>)

4. Angka harapan hidup menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur
(<https://jatim.bps.go.id/indicator/26/29/1/angka-harapan-hidup.html>)

Berdasarkan uraian indikator kemiskinan maka dalam penelitian ini di definisikan 4 variabel dari 38 wilayah Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timuryang diringkas pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Kemiskinan Jawa Timur

No	Indikator	Deskripsi
1.	Gini rasio kemiskinan (X_1)	Ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin (rasio)
2.	Indeks kedalaman kemiskinan (X_2)	Ukuran <i>mean</i> kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin (rata-rata)
3.	Tingkat Pengangguran Terbuka (X_3)	Ukuran jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja (persentase)
4.	Angka harapan hidup (X_4)	<i>Mean</i> jumlah tahun hidup yang berhasil mencapai umur tertentu (tahun)

3.4 Teknik Analisis Data

Tahapan analisis dalam penelitian ini menggunakan metode *agglomerative hierarchical clustering* berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse*:

1. Menganalisis statistika deskriptif untuk memberikan gambaran karakteristik umum Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan indikator kemiskinan.
2. Menganalisis statistika inferensi untuk memperoleh hasil penerapan metode *agglomerative hierarchical clustering* untuk klasifikasi Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan indikator kemiskinan.

- a. Sebelum melakukan analisis *cluster*, terdapat uji asumsi yang harus terpenuhi yaitu menghitung uji asumsi multikolinearitas. Hal ini dilakukan untuk mengetahui terdapat hubungan antar variabel atau tidak.
 - b. Melakukan standarisasi data.
 - c. Menentukan jarak kedekatan antar objek dengan menggunakan jarak *euclidean*.
 - d. Menganalisis *cluster* terhadap indikator kemiskinan di Provinsi Jawa Timur menggunakan metode *agglomerative hierarchical clustering*.
 - e. Menginterpretasikan atau menjelaskan hasil *clustering* yang dihasilkan dari langkah c.
 - f. Menguji validitas *cluster*.
3. Membuat pengurutan parsial graf *Hasse* untuk klasifikasi Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan indikator kemiskinan.
 - a. Setelah memperoleh hasil *clustering* terbaik, buat graf berarah dan pilih semua simpul untuk membentuk himpunan simpul. Kumpulan titik teratas adalah nilai *cluster* terbesar (lapisan paling atas) dan lapisan bawah merupakan nilai *cluster* terkecil (lapisan paling bawah).
 - b. Membuat panah berarah sebagai relasi antar titik (relasi antar titik menggunakan empat indikator kemiskinan).
 - c. Ulangi dua langkah di atas sampai semua titik memiliki relasi dan tahapan pembuatan graf *Hasse* berakhir.
 - d. Interpretasikan hasil graf *Hasse* yang telah dibuat.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini akan menjelaskan hasil dari penerapan analisis hirarki dengan menggunakan dua metode, yaitu *single linkage* dan *complete linkage* yang kemudian dibentuk dalam sebuah graf berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse* dengan tahapan sebagai berikut:

4.1 Statistika Deskriptif Karakteristik Kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Tahun 2021

Analisis statistik deskriptif digunakan untuk mengidentifikasi atau menggambarkan subjek penelitian dari sampel atau populasi. Dalam penelitian ini, analisis statistika deskriptif dilakukan untuk mengetahui karakterisasi umum Kota /Kabupaten di Provinsi Jawa Timur tahun 2021 menurut persentase kemiskinan pada setiap indikator.

Tabel 4.1 Deskripsi Data Kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur

Indikator	N	Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Mean	Standar Deviasi
Gini Rasio	38	0,27	0,40	0,33	0,03
Indeks Kedalaman	38	0,39	4,33	1,69	0,94
Tingkat Pengangguran Terbuka	38	2,04	10,87	5,52	2,01
Angka Harapan Hidup	38	66,89	74,18	71,72	1,97

Terlihat pada Tabel 4.1 bahwa ukuran jumlah ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin (gini rasio) memiliki *mean* 0,33

dengan nilai standar deviasi sebesar 0,03 dan rentang nilai sekitar 0,27 sampai 0,40. Berdasarkan indikator indeks kedalaman atau jumlah ukuran *mean* kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap garis kemiskinan memperoleh nilai *mean* 1,695 dengan nilai standar deviasi sebesar 0,94 dan rentang nilai sekitar 0,39 sampai 4,33. Ukuran jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja (penduduk usia kerja 15 tahun atau lebih yang bekerja) memiliki rentang nilai 2,04 sampai 10,87 dengan nilai *mean* 5,52 dan standar deviasi sebesar 2,01. Sedangkan untuk jumlah *mean* jumlah tahun hidup yang masih berhasil mencapai umur tertentu atau indikator angka harapan hidup mempunyai *mean* sebesar 71,72 dengan nilai standar deviasi sebesar 1,97 dan rentang nilai yang cukup besar yaitu sekitar 66,89 sampai 74,18.

4.1.1 Statistika Deskriptif Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Kemiskinan Tahun 2021



Gambar 4.1 Diagram Indikator Gini Rasio

Berdasarkan Gambar 4.1 Kota Malang menjadi wilayah dengan nilai gini rasio tertinggi di Jawa Timur sebesar 0,407 yang disusul oleh Kota Kediri

menempati posisi kedua dengan jumlah 0,374. Sedangkan untuk wilayah nilai gini rasio terendah yaitu Kabupaten Sampang dengan jumlah 0,260 dan Kabupaten Lamongan dengan jumlah 0,92. Hal ini dapat memberikan informasi tentang ukuran jumlah ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin di wilayah tersebut.



Gambar 4.2 Diagram Indikator Indeks Kedalaman

Pada Gambar 4.2 menampilkan informasi indikator indeks kedalaman di wilayah Kota/Kabupaten di Jawa Timur yang secara tidak langsung menggambarkan ukuran *mean* kesenjangan pengeluaran setiap orang miskin terhadap garis kemiskinan di Jawa Timur. Wilayah yang memiliki ukuran kesenjangan pengeluaran terbanyak berdasarkan indikator indeks kedalaman adalah Kabupaten Sumenep dengan jumlah 4,73 dan Kabupaten Sampang dengan jumlah 3,66. Sedangkan untuk wilayah yang memiliki ukuran kesenjangan pengeluaran terendah yaitu Kota Batu dengan jumlah 0,39 dan Kota Madiun dengan jumlah 0,67.



Gambar 4.3 Diagram Indikator Tingkat Pengangguran Terbuka

Berdasarkan indikator tingkat pengangguran terbuka di wilayah Kota/Kabupaten di Jawa Timur pada Gambar 4.3. Wilayah yang memiliki tingkat pengangguran tertinggi berdasarkan jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja adalah Kabupaten Sidoarjo sebesar 10,87 dan Kota Surabaya dengan jumlah 9,68. Sedangkan untuk wilayah yang memiliki tingkat pengangguran terendah yaitu Kabupaten Sumenep dengan jumlah 2,31 yang disusul Kabupaten Pacitan dengan jumlah 2,04.



Gambar 4.4 Diagram Indikator Angka Harapan Hidup

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa Kota Surabaya dan Kabupaten Tulungagung memiliki angka harapan hidup tertinggi dibandingkan dengan wilayah lainnya sebesar 71,18 dan 74,16. Secara tidak langsung memberikan informasi bahwa derajat kesehatan dan keberhasilan pembangunan bidang kesehatan di Kota Surabaya lebih baik dibandingkan dengan wilayah lainnya. Sebaliknya, wilayah dengan derajat kesehatan dan keberhasilan pembangunan bidang kesehatan terendah adalah Kabupaten Bondowoso dan Kabupaten Probolinggo. Karena angka harapan hidup di Kota Bondowoso dan Kabupaten Probolinggo menjadi terkecil dibandingkan dengan wilayah lainnya, yaitu sebesar 66,89 dan 67,36.

4.2 Statistika Inferensi Hasil Penerapan Metode *Agglomerative Hierarchical Clustering* untuk Klasifikasi Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Indikator Kemiskinan Tahun 2021

Untuk memperoleh hasil penerapan metode *agglomerative hierarchical clustering* (*single linkage* dan *complete linkage*) dalam mengklasifikasi indikator kemiskinan Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse* maka dilakukan analisis inferensi sebagaimana telah diuraikan pada subbab 3.4.

4.2.1 Uji Asumsi Multikolinieritas

Sebelum melakukan analisis *cluster* terdapat uji asumsi yang harus terpenuhi yaitu uji asumsi multikolinieritas. Uji asumsi ini dilakukan untuk mengetahui ada tidaknya multikolinieritas.

Tabel 4.2 Uji VIF Variabel X1, X2, dan X3

<i>Predictor</i>	<i>Coef</i>	<i>SE Coef</i>	<i>T-Value</i>	<i>P-Value</i>	<i>VIF</i>
Constant	68,92	4,35	15,85	0,000	
X1	8,8	11,9	0,74	0,467	1,42
X2	-0,736	0,371	-1,98	0,056	1,55
X3	0,204	0,155	1,31	0,199	1,23

Tabel 4.3 Uji VIF Variabel X1, X2, dan X4

<i>Predictor</i>	<i>Coef</i>	<i>SE Coef</i>	<i>T-Value</i>	<i>P-Value</i>	<i>VIF</i>
Constant	-12,6	13,4	-0,94	0,354	
X1	6,3	12,9	0,49	0,628	1,43
X2	-0,540	0,412	-1,31	0,199	1,65
X4	0,236	0,180	1,31	0,199	1,37

Tabel 4.4 Uji VIF Variabel X2, X3, dan X4

<i>Predictor</i>	<i>Coef</i>	<i>SE Coef</i>	<i>T-Value</i>	<i>P-Value</i>	<i>VIF</i>
Constant	0,222	0,176	1,26	0,216	
X2	-0,01304	0,00514	-2,54	0,016	1,45
X3	0,00111	0,00227	0,49	0,628	1,28
X4	0,00179	0,00243	0,74	0,467	1,42

Tabel 4.5 Uji VIF Variabel X1, X3, dan X4

<i>Predictor</i>	<i>Coef</i>	<i>SE Coef</i>	<i>T-Value</i>	<i>P-Value</i>	<i>VIF</i>
Constant	16,35	4,74	3,45	0,002	
X1	-12,20	4,81	-2,54	0,016	1,21
X3	-0,0891	0,0680	-1,31	0,199	1,23
X4	-0,1406	0,0710	-1,98	0,056	1,29

Berdasarkan Tabel 4.2, hasil uji VIF berturut-turut (1,42), (1,55), dan (1,23) yang artinya kurang 10 (tidak multikolinieritas). Pada Tabel 4.3, menghasilkan nilai VIF (1,43), (1,65), (1,37) < 10 (tidak multikolinieritas). Sedangkan pada Tabel 4.4, dan Tabel 4.5 (1,45), (1,28), (1,42), (1,21), (1,23), dan (1,29) semua hasil uji VIF < 10. Sehingga dapat ditarik kesimpulan tidak terdapat multikolinieritas antar variabel sehingga analisis *cluster* dapat dilakukan.

4.2.2 Penentuan Jarak Kedekatan *Euclidean*

Karena data yang digunakan penulis beda satuan maka perlu standarisasi data, hasil standarisasi data dapat dilihat pada lampiran 2. Selanjutnya menentukan kedekatan antar objek, penelitian ini menggunakan jarak *euclidean* berdasarkan persamaan 2.6. Kedekatan antar objek diperoleh dari perhitungan objek ke- i dan objek ke- j , dengan $i, j = 1, 2, 3, \dots, 38, i \neq j$. Sebagai contoh perhitungan antar Kabupaten Pacitan (objek ke-1) dan Kabupaten Ponorogo (objek ke-2):

$$d_{1,2} = \sqrt{(x_{11} - x_{21})^2 + \dots + (x_{14} - x_{24})^2}$$

$$d_{1,2} = \sqrt{(0,11 - 1,24)^2 + \dots + (0,18 - 0,57)^2} = 1,78$$

Sehingga kedekatan antara objek ke-1 dan ke-2 adalah 1,78. Selanjutnya menghitung kedekatan Kabupaten Pacitan (objek ke-1) dan Kabupaten Trenggalek (objek ke-3):

$$d_{1,3} = \sqrt{(x_{11} - x_{31})^2 + \dots + (x_{14} - x_{34})^2}$$

$$d_{1,3} = \sqrt{(0,11 - 0,04)^2 + \dots + (0,18 - 1,08)^2} = 1,19$$

Sehingga kedekatan antara objek ke-1 dan ke-3 adalah 1,19. Selanjutnya menghitung kedekatan Kabupaten Ponorogo (objek ke-2) dan Kabupaten Trenggalek (objek ke-3):

$$d_{2,3} = \sqrt{(x_{21} - x_{31})^2 + \dots + (x_{24} - x_{34})^2}$$

$$d_{2,3} = \sqrt{((-0,04) - 0,04)^2 + \dots + (0,57 - 1,08)^2} = 1,96$$

Sehingga untuk kedekatan antara objek ke-2 dan ke-3 adalah 1,96.

Berdasarkan tiga contoh yang diberikan terlihat bahwa jarak *euclidean* Kabupaten Pacitan dan Kabupaten Ponorogo adalah 1,78. Sedangkan jarak *euclidean* Kabupaten Pacitan dan Trenggalek adalah 1,19 dan untuk jarak

Kabupaten Ponorogo dan Kabupaten Trenggalek adalah 1,96. Artinya kedekatan Kabupaten Pacitan dan Kabupaten Ponorogo lebih besar dibandingkan dengan kedekatan Kabupaten Pacitan dan Trenggalek. Hal ini juga berlaku untuk semua objek, semakin dekat nilai jarak yang didapat maka semakin tinggi kemiripan antar objek. Selanjutnya untuk kedekatan objek yang lain dapat dilihat dari ringkasan matriks jarak pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Matriks Jarak *Euclidean*

$d_{euclidean}$	$d_{i,1}$	$d_{i,2}$	$d_{i,3}$	$d_{i,4}$	$d_{i,5}$	\vdots	$d_{i,38}$
$d_{1,j}$	0,00	1,78	1,19	1,97	0,00	...	2,79
$d_{2,j}$	1,78	0,00	1,43	1,66	1,78	...	2,41
$d_{3,j}$	1,19	1,43	0,00	0,94	1,19	...	2,15
$d_{4,j}$	1,97	1,66	0,94	0,00	1,97	...	1,37
$d_{5,j}$	0,00	1,78	1,19	1,97	0,00	...	2,16
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
$d_{38,j}$	2,79	2,41	2,15	1,37	2,16	...	0

4.2.3 Analisis *Agglomerative Hierarchical Clustering* (Metode *Single Linkage* dan Metode *Complete Linkage*)

Pada bagian ini, akan dijelaskan perhitungan metode *single linkage* dan metode *complete linkage*.

a. Metode *Single Linkage*

Dalam penelitian ini, salah satu metode *agglomerative* yang digunakan adalah *single linkage*. Metode ini mencari nilai terkecil antar objek dengan jarak *euclidean* untuk mendapatkan matriks. Setelah matriks diketahui, langkah selanjutnya adalah mencari objek terdekat (mirip) dengan matriks jarak *euclidean* kemudian menggabungkannya menjadi *cluster* baru.

Rumus untuk metode *single linkage* menggunakan persamaan 2.7. Berdasarkan perhitungan matriks jarak, jarak terdekat berada pada objek ke-30 dan ke-31 sebesar 0,29 sehingga membentuk *cluster* 1. Berikut contoh perhitungan objek ke-30 dan ke-31 menggunakan metode *single linkage*:

$$\begin{aligned} d_{(30,31)1} &= \min(d_{30,1}, d_{31,1}) \\ &= \min(2,79; 2,78) \\ &= 2,78 \\ &\vdots \\ &\vdots \end{aligned}$$

$$d_{(30,31)k}, \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, 38, k \neq 30, 31$$

Perhitungan di atas dilakukan terus menerus hingga seluruh nilai minimal dari objek ke-30 dan ke-31 di dapatkan. Kemudian gabungkan menjadi *cluster* 1 sehingga membentuk matriks jarak baru sebagai berikut:

$$\begin{array}{l} d_{euc} \quad d_{30,31} \quad d_{i,1} \quad d_{i,2} \quad d_{i,3} \quad \vdots \quad d_{i,38} \\ d_{30,31} \left\{ \begin{array}{l} 0 \quad 2,79 \quad 1,17 \quad 2,02 \quad \dots \quad 2,261 \\ 2,79 \quad 0 \quad 1,78 \quad 1,19 \quad \dots \quad 2,78 \\ 1,17 \quad 1,78 \quad 0 \quad 1,43 \quad \dots \quad 2,41 \\ 2,02 \quad 1,19 \quad 1,43 \quad 0 \quad \dots \quad 2,15 \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ 2,26 \quad 2,78 \quad 2,41 \quad 2,15 \quad \dots \quad 0 \end{array} \right. \end{array}$$

Berdasarkan matriks jarak baru yang terbentuk, jarak minimum berikutnya adalah $D_{2,7} = 0,63$. Sehingga objek ke-2 dan ke-7 digabungkan menjadi *cluster* 2 dan menghasilkan matriks jarak sebagai berikut:

$$\begin{array}{rcccccc}
 d_{euc} & d_{2,7} & d_{30,31} & d_{i,1} & d_{i,2} & \vdots & d_{i,38} \\
 d_{2,7} & \left\{ \begin{array}{l} 0 \\ 0,95 \\ 1,78 \\ 1,43 \\ \vdots \\ 2,30 \end{array} \right. & \left\{ \begin{array}{l} 0,95 \\ 0 \\ 2,79 \\ 2,02 \\ \vdots \\ 2,26 \end{array} \right. & \left\{ \begin{array}{l} 1,78 \\ 2,79 \\ 0 \\ 1,19 \\ \vdots \\ 2,78 \end{array} \right. & \left\{ \begin{array}{l} 1,43 \\ 2,02 \\ 1,19 \\ 0 \\ \vdots \\ 2,15 \end{array} \right. & \left\{ \begin{array}{l} \dots \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ \dots \\ \dots \end{array} \right. & \left\{ \begin{array}{l} 2,30 \\ 2,26 \\ 2,78 \\ 2,15 \\ \vdots \\ 0 \end{array} \right.
 \end{array}$$

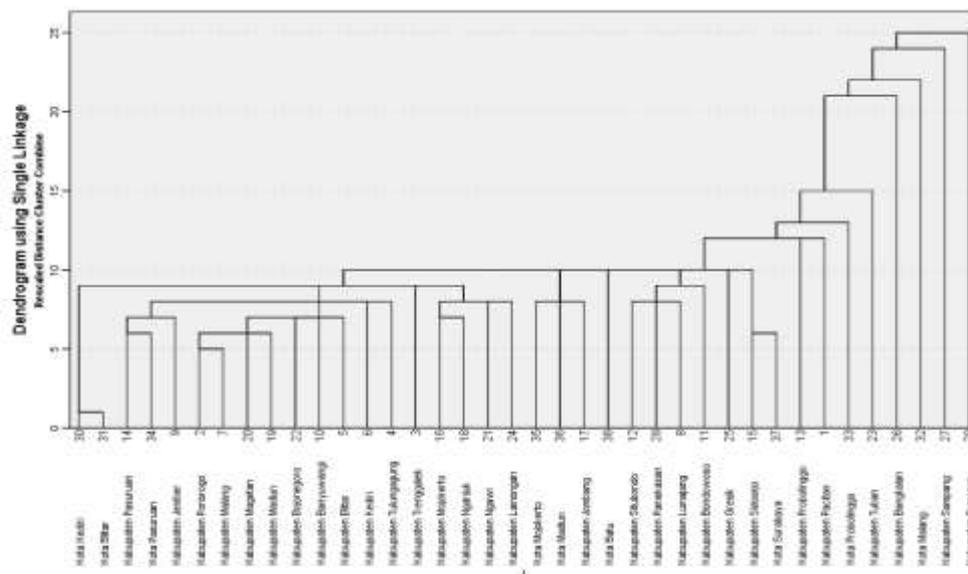
Proses *agglomerative* (penggabungan) di atas dilakukan sampai matriks jarak akhir terbentuk. Berikut tahapan proses *agglomerative* (penggabungan) menggunakan metode *single linkage*:

1. Langkah 1, objek ke- 30 dan objek ke- 31 digabungkan menjadi *cluster* 1.
2. Langkah 2, objek ke-2 dan objek ke-7 digabungkan menjadi *cluster* 2.
3. Langkah 3, objek ke-15 dan objek ke-37 digabungkan menjadi *cluster* 3.
4. Langkah 4, objek ke-2 dan objek ke-20 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 7, 20)
5. Langkah 5, objek ke-2 dan objek ke-19 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 7, 19, 20).
6. Langkah 6, objek ke-14 dan objek ke-34 digabungkan menjadi *cluster* 4.
7. Langkah 7, objek ke-2 dan objek ke-22 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 7, 19, 20, 22).
8. Langkah 8, objek ke-2 dan objek ke-10 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 7, 10, 19, 20, 22).
9. Langkah 9, objek ke-16 dan objek ke-18 digabungkan menjadi *cluster* 5.
10. Langkah 10, objek ke-9 dan objek ke-14 digabungkan menjadi *cluster* 4, maka *cluster* ini terdiri dari (9, 14, 34).

11. Langkah 11, objek ke-2 dan objek ke-5 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 5, 7, 10, 19, 20, 22).
12. Langkah 12, objek ke-35 dan objek ke-36 digabungkan menjadi *cluster* 6.
13. Langkah 13, objek ke-2 dan objek ke-6 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 5, 6, 7, 10, 19, 20, 22).
14. Langkah 14, objek ke-21 dan objek ke-24 digabungkan menjadi *cluster* 7.
15. Langkah 15, objek ke-12 dan objek ke-28 digabungkan menjadi *cluster* 8.
16. Langkah 16, objek ke-2 dan objek ke-9 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22, 34).
17. Langkah 17, objek ke-8 dan objek ke-12 digabungkan dengan *cluster* 8, maka *cluster* ini terdiri dari (8, 12, 28).
18. Langkah 18, objek ke-17 dan objek ke-35 digabungkan menjadi *cluster* 6, maka *cluster* ini terdiri dari (17, 35, 36).
19. Langkah 19, objek ke-2 dan objek ke-4 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22, 34).
20. Langkah 20, objek ke-16 dan objek ke-21 digabungkan dengan *cluster* 5, maka *cluster* ini terdiri dari (16, 18, 21, 24).
21. Langkah 21, objek ke-2 dan objek ke-3 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22, 34).
22. Langkah 22, objek ke-8 dan objek ke-11 digabungkan dengan *cluster* 8, maka *cluster* ini terdiri dari (8, 11, 12, 28).
23. Langkah 23, objek ke-2 dan objek ke-30 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22, 30,31 34).

24. Langkah 24, objek ke-2 dan objek ke-16 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 30, 31 34).
25. Langkah 25, objek ke-2 dan objek ke-17 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 30, 31 34, 35, 36,).
26. Langkah 26, objek ke-2 dan objek ke-38 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 30, 31 34, 35, 36, 38).
27. Langkah 27, objek ke-2 dan objek ke-8 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 28, 30, 31 34, 35, 36, 38).
28. Langkah 28, objek ke-2 dan objek ke-25 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 28, 30, 31 34, 35, 36, 38).
29. Langkah 29, objek ke-2 dan objek ke-15 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 28, 30, 31 34, 35, 36, 37, 38).
30. Langkah 30, objek ke-2 dan objek ke-13 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 28, 30, 31 34, 35, 36, 37, 38).
31. Langkah 31, objek ke-1 dan objek ke-2 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 28, 30, 31 34, 35, 36, 37, 38).

32. Langkah 32, objek ke-1 dan objek ke-33 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 28, 30, 31, 33, 34, 35, 36, 37, 38).
 33. Langkah 33, objek ke-1 dan objek ke-23 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 28, 30, 31, 33, 34, 35, 36, 37, 38).
 34. Langkah 34, objek ke-1 dan objek ke-26 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 30, 31, 33, 34, 35, 36, 37, 38).
 35. Langkah 35, objek ke-1 dan objek ke-32 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38).
 36. Langkah 36, objek ke-1 dan objek ke-27 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 30, 31, 33, 34, 35, 36, 37, 38).
 37. Langkah 37, objek ke-1 dan objek ke-26 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 29, 30, 31, 33, 34, 35, 36, 37, 38).
- Proses penggabungan juga dapat dilihat pada Gambar 4.5 yang disajikan dalam bentuk *dendogram*. Hasil *dendogram* menampilkan bahwa objek yang memiliki jarak terdekat akan dikelompokkan terlebih dahulu, proses tersebut terus dilakukan hingga semua objek menjadi satu *cluster*.



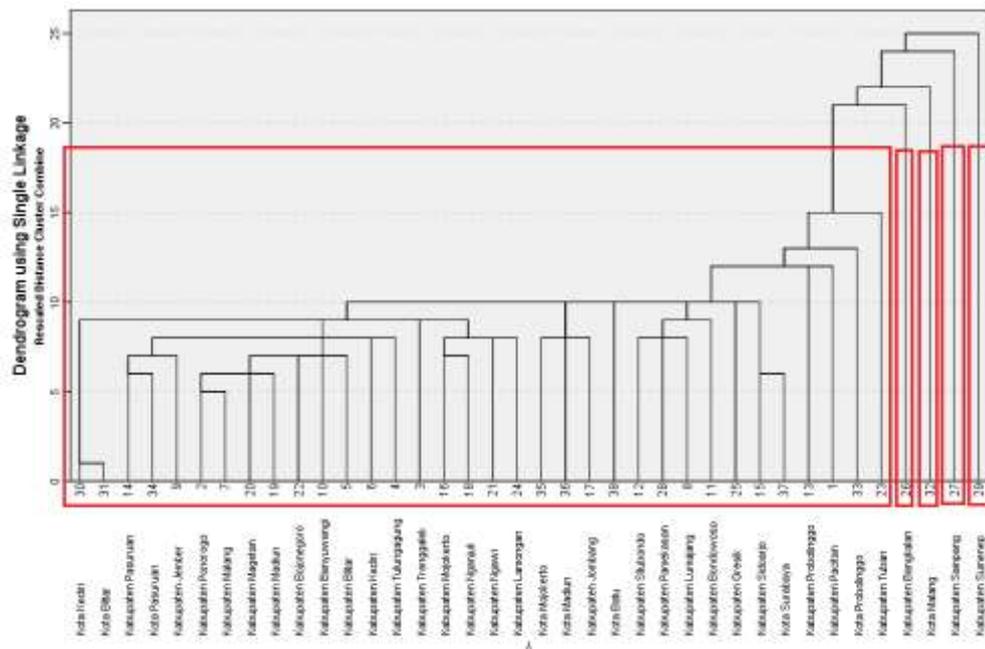
Gambar 4.5 Dendrogram Metode *Single Linkage*

Terlihat pada Gambar 4.5 penggabungan objek diawali dengan jarak terkecil yaitu objek ke-30 dan objek ke-31, kemudian objek ke-2 dan objek ke-7, objek ke-15 dan objek-37 dan seterusnya hingga semua objek dalam matriks jarak dikelompokkan menjadi satu *cluster*. Setelah memperoleh matriks jarak baru, langkah selanjutnya yaitu menentukan banyak *cluster* dari metode *single linkage*. Selisih terbesar pada koefisien *cluster* digunakan untuk menentukan banyak *cluster* yang telah dibentuk. Tabel 4.7 menampilkan nilai koefisien dari *cluster* atau nilai jarak antar objek dari hasil penggabungan semua objek dan selisih jarak menggunakan metode *single linkage*.

Tabel 4.7 Nilai Koefisien dan Selisih Jarak *Single Linkage*

Stage	Koefisien	Selisih	Stage	Koefisien	Selisih
1	0,21	0,42	20	0,90	0,02
2	0,63	0,02	21	0,92	0,01
3	0,65	0,06	22	0,93	0,03
4	0,70	0,01	23	0,96	0,02
5	0,71	0,01	24	0,97	0,01
6	0,72	0,01	25	0,99	0,01
7	0,73	0,03	26	1,00	0,02
8	0,76	0,00	27	1,02	0,02
9	0,76	0,01	28	1,04	0,01
10	0,77	0,04	29	1,05	0,14
11	0,81	0,01	30	1,19	0,00
12	0,82	0,01	31	1,19	0,07
13	0,83	0,02	32	1,27	0,21
14	0,85	0,02	33	1,47	0,46
15	0,87	0,01	34	1,93	0,10
16	0,87	0,01	35	2,03	0,17
17	0,89	0,00	36	2,20	0,16
18	0,89	0,01	37	2,36	
19	0,89	0,00			

Berdasarkan Tabel 4.7 nilai selisih koefisien terbesar berada di penggabungan 33. Sehingga *cluster* yang terbentuk sebanyak 5. Selain menggunakan nilai selisih terbesar, juga dapat menggunakan *dendogram* yang dihasilkan dengan memotong garis dengan selisih terpanjang. Hasil perpotongan *dendogram* menggunakan metode *single linkage* dari 38 Kabupaten/Kota di Jawa Timur dapat dilihat di Gambar 4.6.



Gambar 4.6 Hasil Pemotongan Dendrogram Berdasarkan Metode *Cluster Single Linkage*

Berdasarkan Gambar 4.6, hasil pemotongan menunjukkan banyak anggota pada masing-masing *cluster*, yang hasilnya diringkas pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Banyak *Cluster* dan Anggota dari Setiap *cluster* dengan Metode *Single Linkage*

<i>Cluster</i>	Banyak Anggota	Kabupaten/Kota
1	34	Probolinggo, Bondowoso, Tuban, Pamekasan, Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Situbondo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Gresik, Lamongan, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Pasuruan, Kota Probolinggo, Kota Mojokerto, Kota Batu, Kota Madiun, Kota Surabaya
2	1	Bangkalan
3	1	Sampang
4	1	Sumenep
5	1	Kota Malang

b. Metode *Complete Linkage*

Metode penggabungan selanjutnya yang digunakan adalah *complete linkage*. Metode ini mencari nilai terbesar antara objek dengan jarak *euclidean* untuk mendapatkan matriks. Jika matriks sudah terbentuk, tahap selanjutnya mencari objek terdekat (mirip) dengan matriks jarak *euclidean* kemudian menggabungkannya menjadi *cluster* baru. Rumus untuk metode *complete linkage* menggunakan persamaan 2.8. Berdasarkan perhitungan matriks jarak pada Tabel 4.3 bahwa jarak paling kecil berada pada objek ke-30 dan ke-31 sebesar 0,29. Objek ke-30 dan ke-31 digabung membentuk *cluster* 1. Sedangkan untuk memperoleh tingkatan *cluster* selanjutnya, diperlukan jarak-jarak antara objek ke-30 dan objek ke-31 dan nilai maksimum dari objek ke- k , dengan $k = 1, 2, \dots, 38, k \neq 30, 31$. Untuk contoh perhitungan menggunakan metode *complete linkage* sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 d_{(30,31)1} &= \max(d_{30,1}, d_{31,1}) \\
 &= \max(2,79; 2,78) \\
 &= 2,79 \\
 &\vdots \\
 &\vdots \\
 d_{(30,31)k}, &\text{ dengan } k = 1, 2, \dots, 38, k \neq 30, 31
 \end{aligned}$$

Setelah perhitungan di atas berakhir, selanjutnya menghapus baris-baris dan kolom-kolom dari matriks yang sejajar dengan objek ke-30 dan objek ke-31 serta menambahkan baris dan kolom baru untuk *cluster* 1, sehingga didapatkan matriks jarak baru sebagai berikut:

$$\begin{array}{c}
 d_{euc} \\
 d_{30,31} \\
 d_{1,j} \\
 d_{2,j} \\
 d_{3,j} \\
 \vdots \\
 d_{i,38}
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 d_{30,31} \\
 d_{i,1} \\
 d_{i,2} \\
 d_{i,3} \\
 \vdots \\
 d_{i,38}
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 0 \\
 2,79 \\
 1,22 \\
 2,03 \\
 \vdots \\
 2,41
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 2,79 \\
 0 \\
 1,78 \\
 1,43 \\
 \vdots \\
 2,79
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 1,22 \\
 1,78 \\
 0 \\
 1,43 \\
 \vdots \\
 2,41
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 2,03 \\
 1,19 \\
 1,43 \\
 0 \\
 \vdots \\
 2,15
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 \vdots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 d_{i,38} \\
 2,41 \\
 2,9 \\
 2,41 \\
 2,15 \\
 \vdots \\
 0
 \end{array}
 \left. \vphantom{\begin{array}{c} d_{euc} \\ d_{30,31} \\ d_{1,j} \\ d_{2,j} \\ d_{3,j} \\ \vdots \\ d_{i,38} \end{array}} \right\}$$

Jarak minimum berikutnya berdasarkan matriks baru di atas adalah 0,63.

Jarak tersebut berada pada objek ke-2 dan ke-7 yang digabungkan menjadi

cluster 2 sehingga menghasilkan matriks jarak sebagai berikut:

$$\begin{array}{c}
 d_{euc} \\
 d_{2,7} \\
 d_{30,31} \\
 d_{1,j} \\
 d_{2,j} \\
 \vdots \\
 d_{i,38}
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 d_{2,7} \\
 d_{30,31} \\
 d_{i,1} \\
 d_{i,2} \\
 \vdots \\
 d_{i,38}
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 0 \\
 1,22 \\
 2,02 \\
 1,60 \\
 \vdots \\
 2,41
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 1,22 \\
 0 \\
 2,79 \\
 2,03 \\
 \vdots \\
 2,41
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 2,02 \\
 2,79 \\
 0 \\
 1,19 \\
 \vdots \\
 2,79
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 1,60 \\
 2,03 \\
 1,19 \\
 0 \\
 \vdots \\
 2,15
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 \vdots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots \\
 \dots
 \end{array}
 \begin{array}{c}
 d_{i,38} \\
 2,41 \\
 2,41 \\
 2,15 \\
 \vdots \\
 0
 \end{array}
 \left. \vphantom{\begin{array}{c} d_{euc} \\ d_{2,7} \\ d_{30,31} \\ d_{1,j} \\ d_{2,j} \\ \vdots \\ d_{i,38} \end{array}} \right\}$$

Teknik penggabungan menggunakan metode *complete linkage* di atas akan terus dilakukan hingga matriks akhir terbentuk. Untuk langkah-langkah perhitungan menggunakan metode *agglomerative* (penggabungan) berdasarkan metode *complete linkage* sebagai berikut:

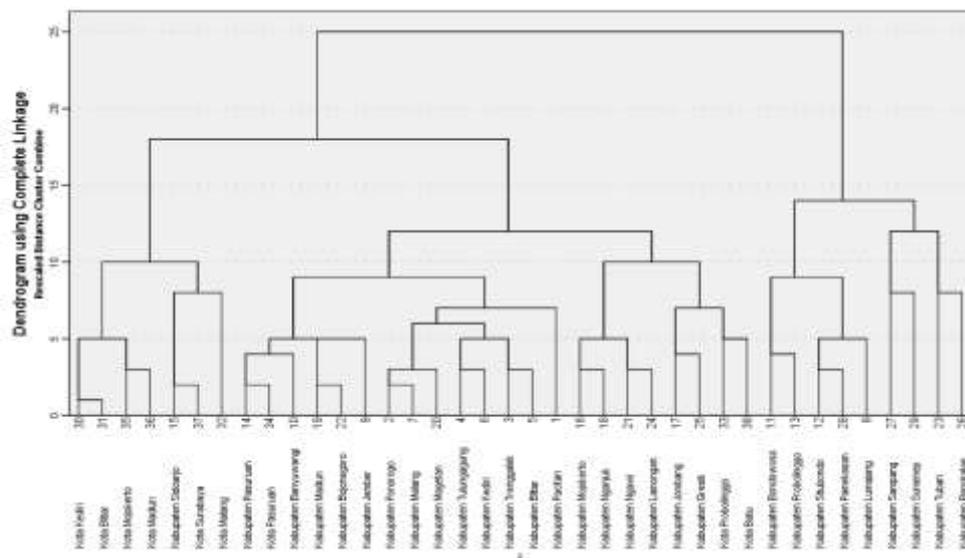
1. Langkah 1, objek ke- 30 dan objek ke- 31 digabungkan menjadi *cluster 1*.
2. Langkah 2, objek ke-2 dan objek ke-7 digabungkan menjadi *cluster 2*.
3. Langkah 3, objek ke-15 dan objek ke-37 digabungkan menjadi *cluster 3*.
4. Langkah 4, objek ke-14 dan objek ke-34 digabungkan menjadi *cluster 4*.
5. Langkah 5, objek ke-19 dan objek ke-22 digabungkan menjadi *cluster 5*.
6. Langkah 6, objek ke-16 dan objek ke-18 digabungkan menjadi *cluster 6*.
7. Langkah 7, objek ke-35 dan objek ke-36 digabungkan menjadi *cluster 7*.

8. Langkah 8, objek ke-21 dan objek ke-24 digabungkan menjadi *cluster* 8.
9. Langkah 9, objek ke-2 dan objek ke-20 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 7, 20).
10. Langkah 10 objek ke-12 dan objek ke-28 digabungkan menjadi *cluster* 9.
11. Langkah 11, objek ke-4 dan objek ke-6 digabungkan menjadi *cluster* 10.
12. Langkah 12, objek ke-3 dan objek ke-5 digabungkan menjadi *cluster* 11.
13. Langkah 13, objek ke-17 dan objek ke-25 digabungkan menjadi *cluster* 12.
14. Langkah 14, objek ke-10 dan objek ke-14 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (10, 14, 34).
15. Langkah 15, objek ke-11 dan objek ke-13 digabungkan menjadi *cluster* 13.
16. Langkah 16, objek ke-3 dan objek ke-4 digabungkan dengan *cluster* 10, maka *cluster* ini terdiri dari (3, 4, 5, 6).
17. Langkah 17, objek ke-33 dan objek ke-38 digabungkan menjadi *cluster* 14.
18. Langkah 18, objek ke-16 dan objek ke-21 digabungkan dengan *cluster* 6, maka *cluster* ini terdiri dari (16, 18, 21, 24).
19. Langkah 19, objek ke-9 dan objek ke-19 digabungkan dengan *cluster* 6, maka *cluster* ini terdiri dari (9, 19, 22).
20. Langkah 20, objek ke-8 dan objek ke-12 digabungkan dengan *cluster* 9, maka *cluster* ini terdiri dari (8, 12, 28).
21. Langkah 21, objek ke-9 dan objek ke-10 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (9, 10, 14, 19, 34).
22. Langkah 22, objek ke-30 dan objek ke-35 digabungkan dengan *cluster* 1, maka *cluster* ini terdiri dari (30, 31, 35, 36).

23. Langkah 23, objek ke-2 dan objek ke-3 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (2, 3, 4, 5, 6, 7, 20).
24. Langkah 24, objek ke-17 dan objek ke-33 digabungkan dengan *cluster* 12, maka *cluster* ini terdiri dari (17, 25, 33, 38).
25. Langkah 25, objek ke-1 dan objek ke-2 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 20).
26. Langkah 26, objek ke-15 dan objek ke-32 digabungkan dengan *cluster* 3, maka *cluster* ini terdiri dari (15, 32, 37).
27. Langkah 27, objek ke-27 dan objek ke-29 digabungkan menjadi objek 15.
28. Langkah 28, objek ke-23 dan objek ke-26 digabungkan menjadi objek 16.
29. Langkah 29, objek ke-8 dan objek ke-11 digabungkan dengan *cluster* 9, maka *cluster* ini terdiri dari (8, 11, 12, 13, 28).
30. Langkah 30, objek ke-1 dan objek ke-9 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 34).
31. Langkah 31, objek ke-16 dan objek ke-17 digabungkan dengan *cluster* 6, maka *cluster* ini terdiri dari (16, 17, 18, 21, 24, 25, 33, 38).
32. Langkah 32, objek ke-15 dan objek ke-30 digabungkan dengan *cluster* 3, maka *cluster* ini terdiri dari (15, 30, 31, 32, 35, 36, 37).
33. Langkah 33, objek ke-23 dan objek ke-26 digabungkan dengan *cluster* 15, maka *cluster* ini terdiri dari (23, 26, 27, 29).
34. Langkah 34, objek ke-1 dan objek ke-16 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 24, 25, 33, 34, 38).

35. Langkah 35, objek ke-8 dan objek ke-23 digabungkan dengan *cluster* 9, maka *cluster* ini terdiri dari (8, 11, 12, 13, 23, 26, 27, 28, 29).
36. Langkah 36, objek ke-1 dan objek ke-15 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 24, 25, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38).
37. Langkah 37, objek ke-1 dan objek ke-8 digabungkan dengan *cluster* 2, maka *cluster* ini terdiri dari (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38).

Proses penggabungan yang dilakukan dapat dideskripsikan dalam bentuk *dendrogram* pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Dendrogram Metode Complete Linkage

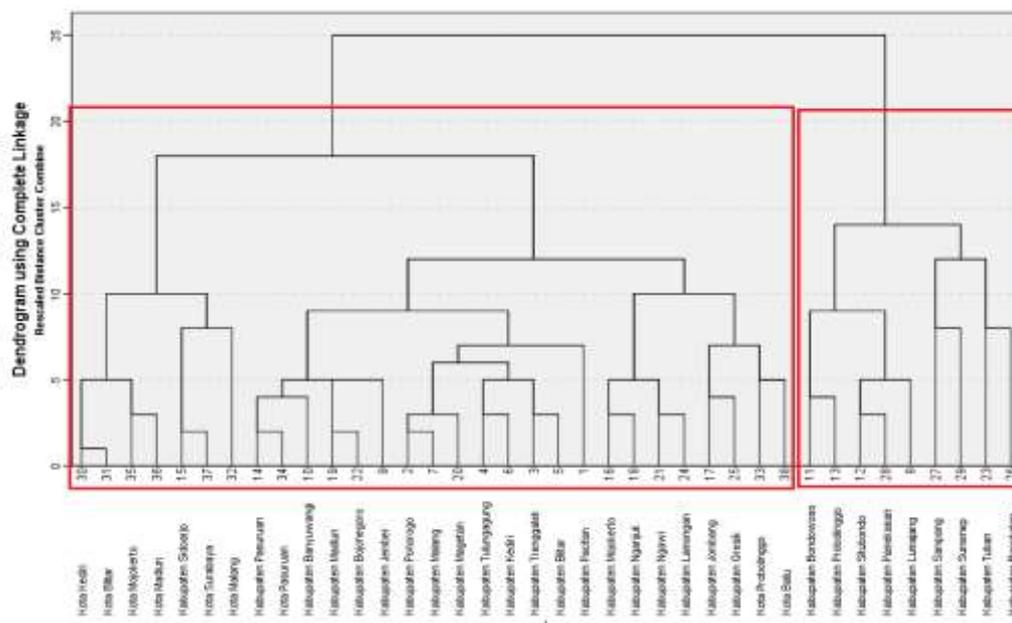
Setelah melakukan dengan metode *complete linkage*, berikutnya menentukan banyak *cluster*. Nilai selisih koefisien tertinggi terbesar pada koefisien digunakan untuk menentukan banyak *cluster* yang akan dibentuk. Selisih nilai

koefisien dalam tiap tahapan pengelompokan menggunakan metode *complete linkage* dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Nilai Koefisien dan Selisih Jarak *Complete Linkage*

Stage	Koefisien	Selisih	Stage	Koefisien	Selisih
1	0,21	0,42	20	1,44	0,09
2	0,63	0,02	21	1,53	0,01
3	0,65	0,08	22	1,54	0,18
4	0,72	0,01	23	1,71	0,28
5	0,73	0,03	24	1,99	0,03
6	0,76	0,06	25	2,02	0,23
7	0,82	0,03	26	2,24	0,12
8	0,85	0,01	27	2,36	0,00
9	0,86	0,01	28	2,37	0,07
10	0,87	0,03	29	2,43	0,17
11	0,89	0,03	30	2,60	0,08
12	0,92	0,12	31	2,68	0,26
13	1,04	0,08	32	2,94	0,40
14	1,11	0,08	33	3,34	0,02
15	1,19	0,12	34	3,36	0,64
16	1,32	0,05	35	4,00	1,12
17	1,36	0,04	36	5,12	1,94
18	1,41	0,00	37	7,05	
19	1,41	0,03			

Banyak *cluster* yang terbentuk berdasarkan selisih nilai koefisien pada Tabel 4.9 berada antara objek 36 dan 35 sebesar 1,94. Sehingga dapat ditarik kesimpulan banyak *cluster* yang terbentuk menggunakan metode *complete linkage* $38-36 = 2$ *cluster*. Perpotongan garis dengan selisih terpanjang pada *dendogram* menjadi alternatif lain yang dapat digunakan dalam menentukan banyak *cluster*. Hal ini ditunjukkan pada Gambar 4.8 yang merupakan hasil hasil pemotongan *dendogram* menggunakan metode *complete linkage*.



Gambar 4.8 Hasil Pemotongan Metode *Complete Linkage*

Setelah diperoleh banyak *cluster* berdasarkan pemotongan *dendrogram* pada Gambar 4.8. Selanjutnya akan diperlihatkan pengelompokan Kota/Kabupaten di Jawa Timur ke dalam *cluster* yang diringkas pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Banyak *Cluster* dan Anggota dari Setiap *cluster* dengan Metode *Complete Linkage*

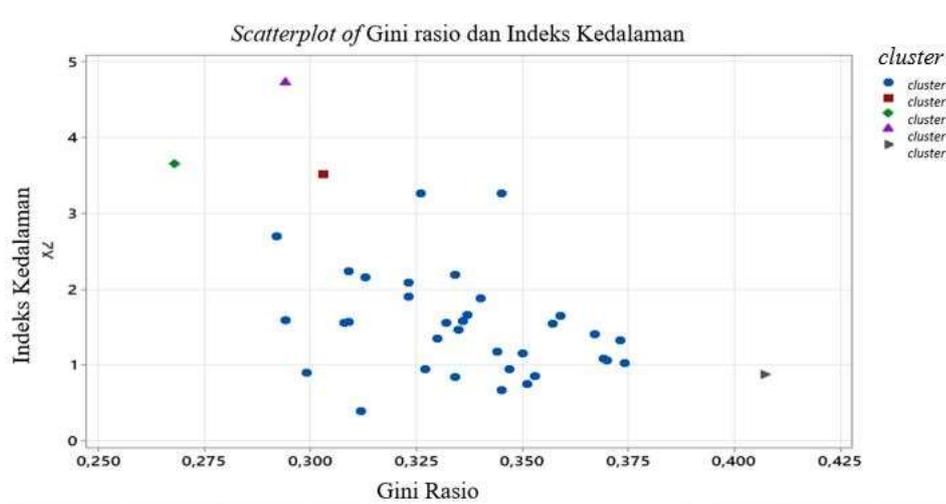
<i>Cluster</i>	Banyak Anggota	Kabupaten/Kota
1	29	Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Bojonegoro, Ngawi, Lamongan, Gresik, Jember, Banyuwangi, Pasuruan, Bondowoso, Situbondo, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu, Kota Probolinggo.
2	9	Tuban, Bangkalan, Sampang, Sumenep, Lumajang, Situbondo, Pamekasan, Probolinggo, Bondowoso,

Dari Tabel 4.10 menyajikan pengelompokan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur dengan menggunakan metode *complete linkage* terdiri dari 2 *cluster*. *cluster* pertama terdiri dari 20 Kabupaten dan 9 Kota, *cluster* kedua terdiri dari 9 Kabupaten.

4.2.4 Karakteristik Data Kemiskinan Kota/Kabupaten di Jawa Timur Tahun 2021 Menggunakan *Agglomerative Hierarchical Clustering (Single Linkage dan Complete Linkage)*

Setelah menentukan banyak anggota *cluster*, tahap selanjutnya melakukan karakterisasi hasil *cluster*. Hal ini dilakukan untuk mengetahui gambaran karakteristik pada setiap *cluster*. Untuk mengetahui karakteristik setiap *cluster* yaitu dengan menghitung *mean* pada setiap *cluster*. Berdasarkan nilai selisih koefisien terbesar menunjukkan hasil *clustering* menggunakan metode *single linkage* memperoleh 5 *cluster*. Setiap *cluster* memiliki karakteristik tingkat kemiskinan yang berbeda-beda dengan melihat gambar *scatterplot* yang dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

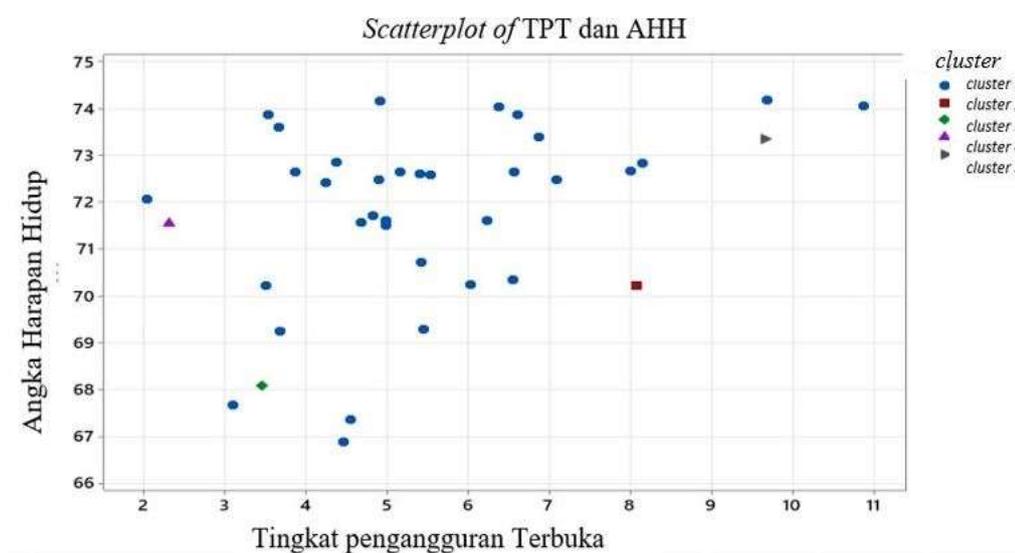
1. Karakteristik Metode *Single Linkage*



Gambar 4.9 Hasil *Scatterplot* Variabel X1 dan X2 Metode *Single Linkage*

Cluster pertama yang terdiri dari Probolinggo, Bondowoso, Tuban, Pamekasan, Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Situbondo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Gresik, Lamongan, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Pasuruan, Kota Probolinggo, Kota Mojokerto, Kota Batu, Kota Madiun, Kota Surabaya. Wilayah yang berada di lapisan ini memiliki ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan dan kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin. Sedangkan untuk indikator gini rasio, lapisan ini berada di urutan kedua setelah *cluster* lima. Berdasarkan Gambar 4.10, pada indikator tingkat pengangguran terbuka dan angka harapan hidup. Beberapa wilayah yang berada di *cluster* memiliki nilai tingkat pengangguran yang tinggi dan memiliki tingkat pengangguran terbuka yang rendah. Serta nilai angka harapan hidup yang tinggi dan angka harapan hidup yang rendah.

Cluster 2 nilai gini rasio, tingkat harapan hidup, tingkat pengangguran terbuka angka harapan hidup berada di urutan ketiga di antara *cluster* lainnya. Hal ini membuktikan tingkat kesehatan masyarakat dan tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan, ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, dan ukuran kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin masih tergolong rendah. *Cluster* ini terdiri dari Kabupaten Bangkalan.



Gambar 4.10 Hasil Scatterplot Variabel X3 dan X4 Metode Single Linkage

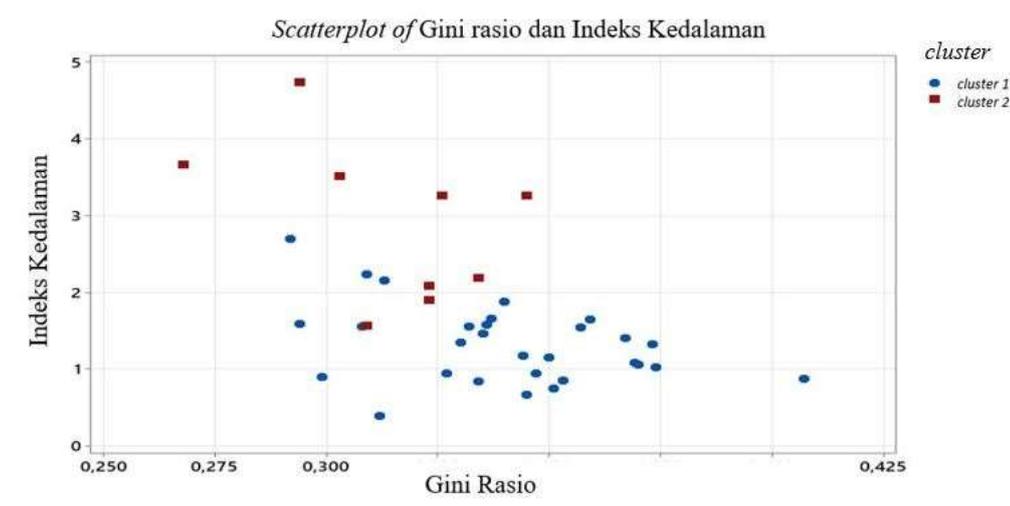
Berdasarkan Gambar 4.9 dan Gambar 4.10 penduduk miskin pada *cluster* 3 menjadi urutan kedua berdasarkan tingkat pengangguran terbuka, dan ukuran kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin, dan tingkat kesehatan masyarakat dan tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan. Sedangkan ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan dan kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin menjadi terendah. *Cluster* ini hanya berisi Kabupaten Sampang.

Berdasarkan Gambar 4.9 dan Gambar 4.10 penduduk miskin pada *cluster* 4 menjadi urutan kedua terendah berdasarkan tingkat ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan dan ukuran jumlah pengangguran terhadap angkatan kerja penduduk. *Cluster* ini hanya berisi Kabupaten Sampang yang memiliki ukuran kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin paling rendah diantara *cluster* lainnya. Sedangkan tingkat kesehatan masyarakat serta tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan di urutan ketiga. *Cluster* terdiri dari Kabupaten Sumenep.

Kebalikan dari *cluster 3*, pada *cluster 5* hanya terdiri dari Kota Malang yang memiliki tingkat gini rasio yang tinggi sedangkan berdasarkan indeks kedalaman menjadi urutan kedua terendah dibandingkan *cluster* lainnya. Sedangkan berdasarkan indikator tingkat pengangguran terbuka dan angka harapan hidup berada di urutan kedua terbesar. Artinya, ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin yang rendah yang didukung tingginya ukuran jumlah pengangguran terhadap angkatan kerja dan menyebabkan wilayah ini memiliki tingkat kesejahteraan yang rendah. Akan tetapi tingkat kesehatan masyarakat serta tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan masih tergolong baik.

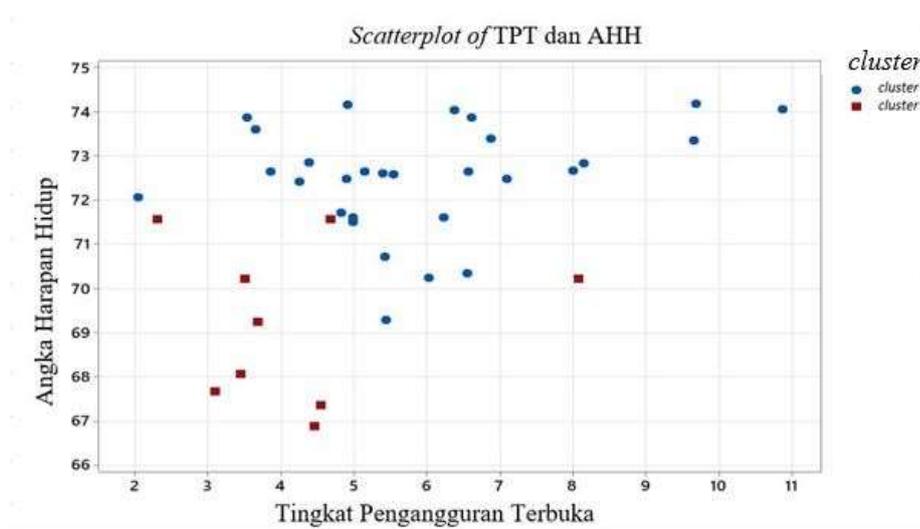
2. Karakteristik Metode *Complete Linkage*

Karakteristik kemiskinan Kota/Kabupaten di Jawa Timur menggunakan metode *complete linkage* dapat dilihat pada Gambar 4.11 dan Gambar 4.12. Hasil *clustering* menggunakan metode ini memperoleh 2 *cluster* yang diinterpretasikan sebagai berikut:



Gambar 4.11 Hasil Scatterplot Variabel X1 dan X2 Metode *Complete Linkage*

Cluster 1 memiliki wilayah-wilayah dengan ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin dan tingkat kesehatan masyarakat serta tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan lebih dominan dibandingkan dengan *cluster* 2. Maknanya, kesejahteraan masyarakat yang berada di *cluster* ini sangat baik yang didukung oleh rendahnya ukuran kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin. Akan tetapi, berdasarkan tingkat pengangguran terbuka pada Gambar 4.12. *Cluster* ini mempunyai nilai paling dominan dibandingkan dengan *cluster* 2 yang mengakibatkan tingginya ukuran jumlah pengangguran terhadap angkatan kerja. *Cluster* 1 terdiri dari 20 Kabupaten dan 9 Kota, yaitu Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Bojonegoro, Ngawi, Lamongan, Gresik, Jember, Banyuwangi, Pasuruan, Bondowoso, Situbondo, Kota Kediri, Kota Blitar, Kota Malang, Kota Pasuruan, Kota Mojokerto, Kota Madiun, Kota Surabaya, Kota Batu, Kota Probolinggo.



Gambar 4.12 Hasil Scatterplot Variabel X3 dan X4 Metode Complete Linkage

Sedangkan pada *cluster 2* terdiri dari 9 Kabupaten, yaitu Tuban, Bangkalan, Sampang, Sumenep, Lumajang, Situbondo, Pamekasan, Probolinggo, Bondowoso. Berdasarkan Gambar 4.11 *cluster 2* memiliki karakteristik dengan ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin dan tingkat kesehatan masyarakat serta tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan yang tergolong rendah. Tingginya ukuran kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin juga menjadi bukti wilayah-wilayah yang berada di *cluster* ini masih kurang sejahtera. Akan tetapi, meskipun kesejahteraan masyarakat yang berada di *cluster* ini masih belum baik. Ukuran jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja di *cluster* ini lebih rendah dibandingkan dengan *cluster 2*.

4.2.5 Uji Validitas Data Kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur Tahun 2021

Setelah menghitung pengelompokan dari proses analisis *cluster* menggunakan metode *agglomerative hierarchical clustering (single linkage dan complete linkage)* pada kasus kemiskinan Kota/Kabupaten di Provinsi Jawa Timur. Selanjutnya melakukan uji validitas dengan menghitung nilai koefisien korelasi *cophenetic* (r_{coph}), yakni koefisien korelasi antar objek pada matriks jarak *euclidean* dan objek pada matriks jarak *cophenetic*. Perhitungan nilai koefisien korelasi *cophenetic* ini menggunakan rumus pada persamaan 2.9. Hasil perhitungan koefisien korelasi *cophenetic* disajikan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Nilai Koefisien Korelasi *Chopenentic*

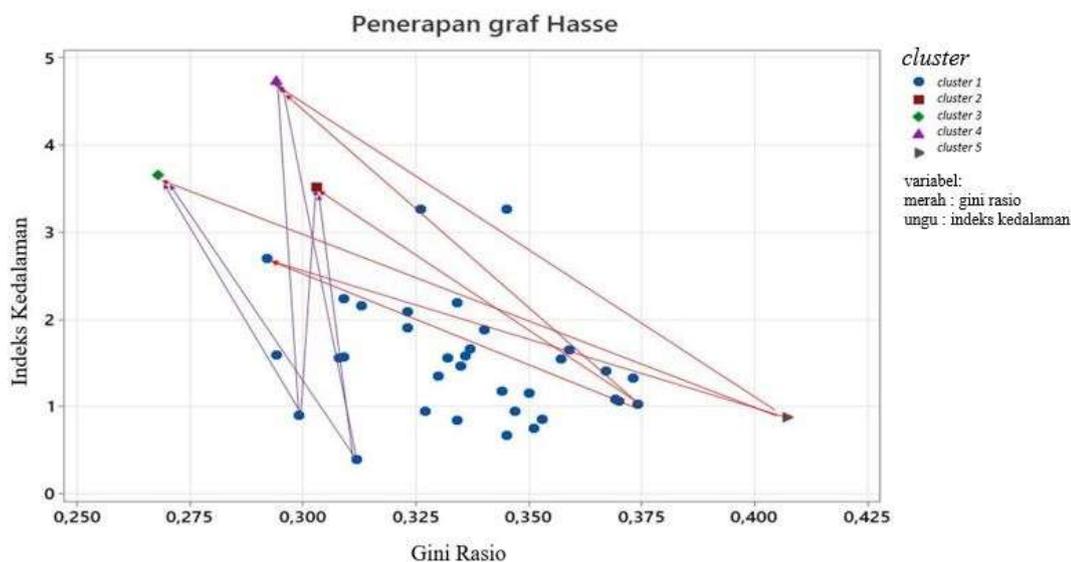
Metode	Koefisien korelasi <i>cophenetic</i>
<i>Single Linkage</i>	0,6842
<i>Complete Linkage</i>	0,6334

Berdasarkan penjelasan di subbab 2.17, solusi penyelesaian analisis *cluster* yang paling baik adalah jika nilai koefisien korelasi *cophenetic* semakin mendekati 1. Jika dilihat pada Tabel 4.11, nilai koefisien korelasi *cophenetic* menggunakan metode *single linkage* sebesar 0,6842 dan nilai koefisien korelasi *cophenetic* menggunakan metode *complete linkage* sebesar 0,6334. Hal ini membuktikan bahwa metode *single linkage* memberikan solusi *cluster* lebih baik dibandingkan dengan metode *complete linkage*, karena koefisien korelasi *cophenetic* menggunakan metode *single linkage* lebih besar atau lebih mendekati 1 dibandingkan menggunakan metode *complete linkage*. Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa analisis *cluster* yang digunakan ke tahap selanjutnya adalah *single linkage*.

4.2.6 Hasil Penerapan Metode Agglomerative Hierarchical Clustering Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf Hasse

Setelah memperoleh metode terbaik yaitu metode *single linkage*. Langkah selanjutnya yaitu menginterpretasikan hasil *clustering single linkage* ke dalam bentuk pengurutan parsial graf *Hasse*. Sebelumnya sudah dijelaskan karakteristik dari setiap *cluster* menggunakan metode *single linkage*. Selanjutnya hasil *cluster* akan dibentuk sebuah graf *Hasse* yang kemungkinan antar objek di dalam *cluster* menimbulkan relasi. Sedangkan relasi pada graf *Hasse* berasal dari nilai masing-masing indikator kemiskinan yang dapat dilihat pada Lampiran 1. Penulis memilih nilai terbesar dan terkecil pada setiap indikator. Jika nilai objek pada setiap indikator memiliki nilai terkecil maka akan berelasi dengan nilai indikator terbesar. Relasi panah antar objek terdiri dari 4 warna, warna merah merupakan relasi indikator indeks gini rasio, warna ungu menjadi relasi indikator indeks kedalaman,

warna hitam adalah relasi indikator tingkat pengangguran terbuka, serta warna hijau menjadi relasi indikator tingkat harapan hidup. Sehingga dari penjelasan di atas terbentuk graf *Hasse* sebagai berikut:

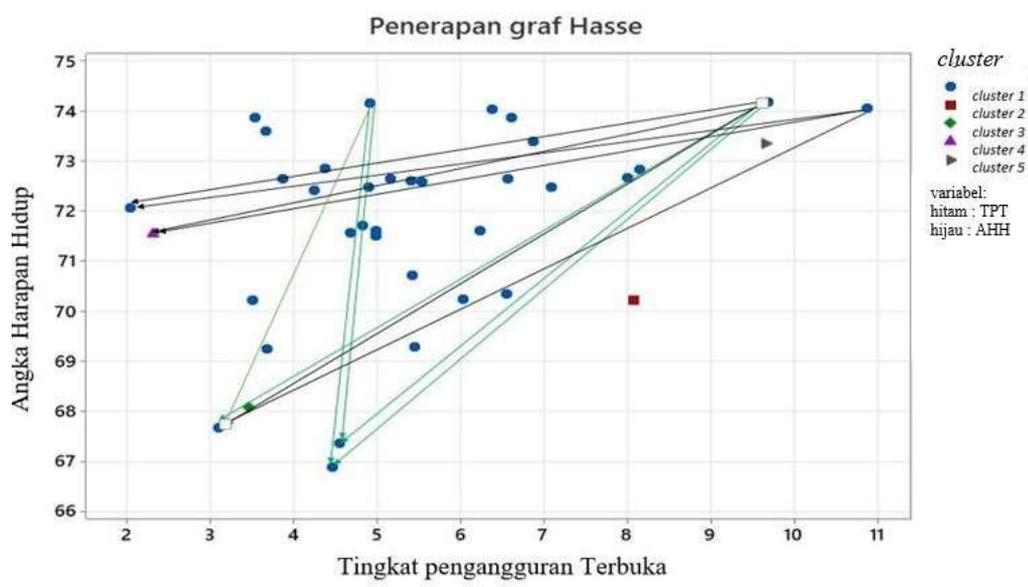


Gambar 4.13 Hasil Graf *Hasse* Variabel X_1 dan X_2

Berdasarkan Gambar 4.13 memperlihatkan hasil graf *Hasse* pada indikator gini rasio. *Cluster 5* menimbulkan relasi mengarah ke *cluster 3*, *cluster 4*, dan *cluster 1*. Artinya wilayah yang berada di *cluster 5* (Kota Malang) dapat membantu atau mengatasi masalah berdasarkan ukuran ketidakmerataan distribusi atau ketimpangan pendapatan penduduk miskin yang ada di *cluster 3* (Kabupaten Sampang), *cluster 4* (Kabupaten Sumenep) serta *cluster 1* (Kabupaten Lamongan). Sebenarnya Kabupaten Kediri juga dapat membantu Kabupaten Sampang, Kabupaten Sumenep, dan Kabupaten Lamongan dalam menyelesaikan masalah pada indikator gini rasio. Sehingga Kota Kediri lebih efisien dalam membantu solusi berdasarkan indikator gini rasio, karena jika dilihat dari jarak kedekatan Kota

Kediri lebih dekat dengan tiga wilayah tersebut. Maka kemungkinan distribusi atau menyalurkan bantuan lebih cepat.

Sedangkan berdasarkan indikator indeks kedalaman, wilayah yang berada di *cluster 1* (Kota Madiun dan Kota Batu) dapat membantu wilayah yang berada di *cluster 2* (Kabupaten Bangkalan), *cluster 3* (Kabupaten Sampang), dan *cluster 4* (Kabupaten Sumenep) karena ukuran kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin di Kota Madiun dan Kota Batu rendah. Sehingga dua kota tersebut dapat membantu wilayah Kabupaten Bangkalan, kabupaten Sampang, dan kabupaten Sumenep dalam menuntaskan masalah berdasarkan indikator indeks kedalaman.



Berdasarkan Gambar 4.14 untuk indikator tingkat pengangguran terbuka *cluster 1* (Kabupaten Sidoarjo) dan *cluster 5* (Kota Malang) berelasi dengan *cluster 4* (Kabupaten Sumenep) dan *cluster 1* (Kabupaten Pacitan dan Kabupaten Pamekasan). Maknanya Kabupaten Sidoarjo dan Kota Malang dapat membantu

masalah kemiskinan yang berada di Kabupaten Sumenep, Kabupaten Pacitan dan Kabupaten Pamekasan berdasarkan ukuran jumlah pengangguran terhadap angkatan kerja. Sedangkan jika dilihat dari jarak kedekatan wilayah, Kota Malang lebih mudah membantu Kabupaten Pacitan.

Untuk indikator terakhir, wilayah yang memiliki masalah berdasarkan indikator tingkat harapan hidup berada di *cluster* yang sama. Contoh Kota Kediri dan Kota Surabaya dapat membantu permasalahan derajat kesehatan masyarakat dan tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan di Kabupaten Bondowoso dan Kabupaten Probolinggo. Karena Kabupaten Bondowoso dan Kabupaten Probolinggo masih memiliki nilai angka harapan hidup yang rendah. Sedangkan untuk jarak kedekatan, Kota Surabaya lebih efisien membantu Kabupaten Probolinggo dan Kabupaten Bondowoso.

Salah satu kelebihan dari graf *Hasse* sendiri yaitu dapat menimbulkan relasi antar indikator yang memiliki nilai selisih terbesar. Tujuannya jika salah satu wilayah yang berbeda *cluster* memiliki masalah dengan indikator kemiskinan maka wilayah yang memiliki kelompok berbeda bisa membantu atau menyokong wilayah tersebut. Berdasarkan Gambar 4.13 dan Gambar 4.14 juga terlihat bahwa indikator yang lebih berpengaruh adalah tingkat pengangguran terbuka dan angka harapan hidup. Hal ini berdasarkan persebaran nilai tingkat pengangguran terbuka dan angka harapan hidup yang signifikan. Maksudnya, jika pengangguran dalam suatu wilayah tinggi serta rendahnya tingkat kesehatan masyarakat dan tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan maka kemiskinan di wilayah tersebut tinggi. Sehingga dapat ditarik kesimpulan, wilayah-wilayah dalam *cluster* yang memiliki nilai angka harapan hidup yang rendah serta tingginya tingkat

pengangguran terbuka akan berpeluang besar penduduknya mempunyai kasus kemiskinan.

4.3 Integrasi Agama

Sebagaimana surah at-Taubah ayat 60 yang telah penulis tuliskan pada subbab 2.2 bahwa Allah SWT menetapkan yang berhak menerima zakat ada 8 golongan yaitu:

1. Orang fakir, yaitu orang yang mempunyai harta dan mata pencaharian yang tidak mencukupi dan tidak meminta-minta.
2. Orang miskin, orang yang masih memiliki penghasilan tetapi belum dapat untuk memenuhi seluruh kebutuhan dasarnya.
3. Amil zakat, yaitu orang yang ditugaskan untuk mengumpulkan, mengurus dan menyalurkan zakat.
4. Muallaf, yaitu orang yang baru disadarkan untuk memeluk Islam.
5. Usaha membebaskan budak orang yang disandra.
6. Orang yang berhutang, terdapat dua tingkatan yaitu orang yang berhutang untuk memenuhi kebutuhan sehari-hari dan yang berhutang untuk kepentingan umum.
7. Pejuang di jalan Allah, terdapat dua arti yaitu yang berperang membela agama Allah dan yang bersifat kemasyarakatan untuk mengharap pahala dari Allah.
8. Orang yang sedang musafir (bepergian) yang memerlukan pertolongan.

Berdasarkan pengertian di atas, Allah SWT menjelaskan bahwa kemiskinan memiliki beberapa golongan dan tingkatan. Allah SWT menempatkan golongan

orang fakir terlebih dahulu daripada golongan orang miskin. Hal ini mengisyaratkan bahwa orang fakir lebih membutuhkan daripada orang miskin. Dalam segi pendapatan, orang fakir menempati tingkat yang lebih rendah daripada orang miskin. Sedangkan golongan orang yang berhutang dapat dikategorikan dalam tingkatan fakir maupun miskin, sesuai dengan pendapatannya. Hal ini dapat dikatakan sebagai representasi dari pendekatan analisis *cluster* berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse*. Pada analisis *cluster* berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse*, objek yang memiliki karakteristik yang sama akan dikelompokkan dengan golongan yang memiliki karakteristik yang hampir sama dengan didasarkan tingkatan pada setiap kelompok *cluster*.

Salah satu contoh lembaga yang bergerak di bidang pengentasan kemiskinan di Indonesia adalah Filantropi Dompot Dhuafa. Lembaga ini membantu pengentasan kemiskinan di Indonesia melalui pendistribusian paket sembako. Dalam pendistribusian paket sembako, lembaga ini memanfaatkan pengelompokan daerah berdasarkan tingkat kemiskinan di Jawa Timur dengan upaya pendistribusian paket sembako dapat tepat sasaran.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil pembahasan yang telah dijelaskan dapat ditarik kesimpulan hasil dari penerapan *agglomerative hierarchical clustering* berdasarkan pengurutan parsial graf *Hasse* yaitu mendapatkan 5 *cluster* dari metode *single linkage* dengan setiap kelompok memiliki karakteristik yang berbeda. *Cluster 5* (Kota Malang) dapat membantu atau menuntaskan masalah berdasarkan indikator gini rasio ada di *cluster 3* (Kabupaten Sampang), *cluster 4* (Kabupaten Sumenep) serta *cluster 1* (Kabupaten Lamongan). Sedangkan berdasarkan indeks kedalaman *cluster 1* (Kota Madiun dan Kota Batu) dapat membantu wilayah yang berada di *cluster 2* (Kabupaten Bangkalan), *cluster 3* (Kabupaten Sampang), dan *cluster 4* (Kabupaten Sumenep). Selanjutnya wilayah yang memiliki masalah berdasarkan indikator tingkat harapan hidup berada di *cluster* yang sama. Contoh Kota Kediri dan Kota Surabaya dapat membantu Kabupaten Sumenep, Kabupaten Pacitan dan Kabupaten Pamekasan. Terakhir Kota Kediri dan Kota Surabaya dapat membantu permasalahan derajat kesehatan masyarakat dan tingkat keberhasilan pembangunan di bidang kesehatan di Kabupaten Bondowoso dan Kabupaten Probolinggo. Sedangkan Indikator yang lebih berpengaruh dari empat indikator kemiskinan yaitu indikator angka harapan hidup dan tingkat pengangguran terbuka.

5.2 Saran

Pada penelitian ini penulis menerapkan metode *agglomerative hierarchical clustering* (*single linkage* dan *complete linkage*) berdasarkan pengurutan parsial

graf *Hasse* terhadap indikator kemiskinan. Penulis berharap penelitian selanjutnya dapat menerapkan analisis *cluster* berdasarkan pengurutan parsial Graf *Hasse* dengan metode hirarki yang lain atau non hirarki dan digunakan pada data/objek yang lain.

DAFTAR PUSTAKA

- Afandi, M. I. (2020). *Analisis Cluster Hirarki dengan Metode Complete Linkage Pada Provinsi di Kabupaten/Kota Jawa Timur Berdasarkan Indikator Kemiskinan*. Malang: Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Anderberg, M. (1973). *Cluster Analysis for Application*. New York: Academic Press.
- Al-Mahalli, Jalaluddin, I., & As-Suyuti, I. J. (2010). *Tafsir Jalalain*. Bandung: Sinar Baru Algensindo.
- Al-Qarni, A. (2007). *Tafsir Muyassar*. Jakarta: Qisthi Press.
- Asra, A., Utomo, A. P., & Asikin, M. (2017). *Analisis Multivariabel: Suatu Pengantar*. Bogor: IN MEDIA.
- BPS. (2020). *Kemiskinan dan Ketimpangan*. Surabaya: Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur.
- Bruggemann, R., Halfon, E., Welzl, G., Voigt, K., & Steinberg . (2001). Applying The Concept of Partially Ordered Sets on Ranking of Near Shore Sediments by a Battery of Tests. *Chem. Inf. Comput*, 41(4), 918-925.
- Cong, W., Hongxin, L., & JiaJia, R. (2021). Research on Hierarchical Clustering Method Based on Partially-Ordered. *Future Generation Computer System*, 125, 785-791.
- Dajan, A. (1983). *Pengantar Metode Statistik*. Jakarta: LP3ES.
- Dewi, R. S., & Irama, O. N. (2018). Pengaruh Alokasi Dana Desa Terhadap Kemiskinan: Studi Kasus di Provinsi Sumatera Utara. *Jurnal Akuntansi dan Bisnis*, 4(2), 11-18.
- Dirwan, A. (2019). *Statistika Aplikasi Praktis Untuk Penelitian*. Depok: PT Rajagrafindo Persada.
- Everitt, B. S., Landau, S., Leese, M., & Stahl, D. (2011). *Cluster Analysis, 5th edition*. West Sussex, United Kingdom: John Wiley & Sons Ltd.
- Fadliana, A., & Rozi, F. (2015). Penerapan Metode Agglomerative Hierarchical Clustering Untuk Klasifikasi Kabupatek/Kota Provinsi Jawa Timur Berdasarkan Kualitas Pelayanan Keluarga Berencana. *Chauchy*, 4(1), 36-40.
- Ghozali, I. (2011). *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Progam SPSS*. Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro.

- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis*. United States: Pearson Prentice Hall.
- Hanifah. (2020). Analisis Kemampuan Pemecahan Masalah Soal Cerita Himpunan Oleh Mahasiswa Pendidikan Matematika FKIP UNIB. *Jurnal Pembelajaran Dan Pengajaran Pendidikan Dasar*, 3(1), 43-52.
- Jonshon, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Kaiser, H. (1974). An index of factor simplicity. *Psychometrika*, 31-36.
- Marcelino, R. (2018). *Perbandingan Kinerja Metode Single Linkage, Metode Complete Linkage, dan Metode Ward dalam Mengelompokkan Saham Syariah Jakarta Islamic Index(JII)*. Yogyakarta: Universitas Islam Sunan Kalijaga .
- Maryani, H., & Lusi K. (2018). Pemodelan Angka Harapan Hidup (AHH) Laki-Laki dan Perempuan di Indonesia Tahun 2016. *Buletin Penelitian Sistem Kesehatan* 21(2), 71-81.
- Moo-Young, M. (2011). *Comprehensiven Biotechnology (Second Edition)*. Canada: Saint Louis.
- Nafisah, Q., & Chandra, N. E. (2017). Analisis Cluster Average Linkage Berdasarkan Faktor-Faktor Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur. *Zeta – Math Journal*, 3(2), 31-36.
- Nurhasanah, N., & Safitri, D. (2010). Komponen Utama Untuk Pengendalian Kualitas Secara Statistik. *Media Statistika*, 3(1), 9-20.
- RI, D. A. (2006). *Al-Qur'an Terjemahan*. Jakarta: Lajnah Pestashih Mushaf Al-Qur'an.
- Ryan, T. P. (1997). *Modern Regression Methods*. New York: John Wiley and Sons.
- Saraçlı, S., Dogan, N., & Dogan, I. (2013). Comparison of Hierarchical Cluster Analysis Methods by Cophenetic Correlation. *Journal of Inequalities and Applications*, 2013, 2-8.
- Sentosa, R. O., Nazra, A., & Helmi, M. R. (2021). Relasi Ekuevalen Lembut dan Reduksi Parameter Pada Himpunan Lembut. *Jurnal Matematika UNAND*, 10(3), 313 – 320.
- Silva, A. R., & Dias, C. T. (2013). A cophenetic correlation coefficient for Tocher's method. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 48(6), 590-596.

- Solihin, D. (2014). *Implementasi Kebijakan Pengentasan Kemiskinan*. Jakarta: Yayasan Empat Sembilan Indonesia.
- Suharto, E. (2009). *Membangun Masyarakat, Memberdayakan Rakyat, Kajian Strategis Pembangunan Kesejahteraan Sosial Dan Pekerjaan Sosial*. Bandung: PT Rafika Aditama.
- Supranto, J. (2004). *Analisis Multivariat : Arti dan Interpretasi*. Jakarta: PT Asdi Mahasatya.
- Terjemahan, A.-Q. (2006). *Departemen Agama RI, Jakarta: Lajnah Pestashih Mushaf Al-Qur'an*.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Kemiskinan di Jawa Timur

NO	Indeks Gini Rasio Kemiskinan	Indeks Kedalaman Kemiskinan	Tingkat Pengangguran Terbuka	Tingkat Harapan Hidup
1	0,34	1,66	2,04	72,07
2	0,37	1,08	4,38	72,85
3	0,34	1,46	3,53	73,86
4	0,33	0,94	4,91	74,16
5	0,35	0,85	3,66	73,61
6	0,33	1,35	5,15	72,65
7	0,37	1,41	5,40	72,61
8	0,31	1,57	3,51	70,21
9	0,34	1,58	5,44	69,28
10	0,37	1,32	5,42	70,72
11	0,33	2,19	4,46	66,89
12	0,32	2,08	3,68	69,24
13	0,33	3,26	4,55	67,36
14	0,34	1,17	6,03	70,25
15	0,35	0,95	10,87	74,06
16	0,29	1,59	5,54	72,59
17	0,33	1,55	7,09	72,49
18	0,31	1,56	4,98	71,60
19	0,36	1,65	4,99	71,50
20	0,36	1,54	3,86	72,65
21	0,31	2,23	4,25	72,41
22	0,34	1,88	4,82	71,72
23	0,35	3,26	4,68	71,56
24	0,29	2,70	4,90	72,49
25	0,31	2,15	8,00	72,67
26	0,30	3,51	8,07	70,22
27	0,27	3,66	3,45	68,07
28	0,32	1,90	3,10	67,67
29	0,29	4,73	2,31	71,56
30	0,37	1,03	6,37	74,04
31	0,37	1,06	6,61	73,86
32	0,41	0,87	9,65	73,36
33	0,30	0,90	6,55	70,35
34	0,35	1,15	6,23	71,60
35	0,33	0,84	6,87	73,39
36	0,35	0,67	8,15	72,83
37	0,35	0,75	9,68	74,18
38	0,31	0,39	6,57	72,65

Lampiran 2. Hasil Standarisasi Data

No.	Z ₁	Z ₄	Z ₃	Z ₄
1	0,11	-0,04	-1,73	0,18
2	1,24	-0,65	-0,57	0,57
3	0,04	-0,25	-0,99	1,08
4	-0,25	-0,80	-0,30	1,24
5	0,68	-0,89	-0,93	0,96
6	-0,14	-0,37	-0,18	0,47
7	1,17	-0,30	-0,06	0,45
8	-0,88	-0,13	-1,00	-0,76
9	0,07	-0,12	-0,04	-1,23
10	1,39	-0,40	-0,05	-0,51
11	0,00	0,52	-0,53	-2,44
12	-0,39	0,41	-0,92	-1,25
13	-0,28	1,65	-0,48	-2,21
14	0,36	-0,56	0,25	-0,74
15	0,46	-0,79	2,66	1,19
16	-1,42	-0,11	0,01	0,44
17	-0,07	-0,15	0,78	0,39
18	-0,92	-0,14	-0,27	-0,06
19	0,89	-0,05	-0,26	-0,11
20	0,82	-0,16	-0,83	0,47
21	-0,88	0,57	-0,63	0,35
22	0,22	0,19	-0,35	0,00
23	0,39	1,65	-0,42	-0,08
24	-1,49	1,06	-0,31	0,39
25	-0,74	0,48	1,23	0,48
26	-1,10	1,92	1,27	-0,76
27	-2,34	2,08	-1,03	-1,85
28	-0,39	0,22	-1,20	-2,05
29	-1,42	3,21	-1,60	-0,08
30	1,42	-0,70	0,42	1,18
31	1,28	-0,67	0,54	1,08
32	2,59	-0,87	2,05	0,83
33	-1,24	-0,84	0,51	-0,69
34	0,57	-0,58	0,35	-0,06
35	0,00	-0,91	0,67	0,85
36	0,39	-1,09	1,31	0,56
37	0,61	-1,00	2,07	1,25
38	-0,78	-1,38	0,52	0,47

Lampiran 3. Matriks Jarak dengan *Euclidean Distance*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
1	0,00	1,78	1,19	1,97	1,52	1,63	2,02	1,56	2,21	2,25	2,94	1,78	3,20	2,26	4,58	2,33	2,53	1,81	1,69	1,19	1,61	1,42	2,18	2,41	3,14	3,89	3,88	2,36	3,60	2,79	2,79	4,65	2,87	2,22	2,64	3,25	4,09	2,79
2	1,78	0,00	1,43	1,66	0,81	1,47	0,63	2,60	2,28	1,23	3,47	2,69	3,92	1,79	3,38	2,78	1,96	2,33	1,02	0,70	2,46	1,47	2,55	3,24	2,91	4,15	5,13	3,27	4,85	1,17	1,22	2,97	3,00	1,31	1,79	2,11	2,82	2,41
3	1,19	1,43	0,00	0,94	0,92	1,03	1,60	2,07	2,51	2,29	3,64	2,47	3,85	2,26	3,72	1,88	1,91	1,66	1,65	1,01	1,48	1,35	2,33	2,23	2,54	3,81	4,43	3,21	3,98	2,03	2,02	4,03	2,72	1,87	1,80	2,53	3,21	2,15
4	1,97	1,66	0,94	0,00	1,15	0,89	1,71	2,31	2,60	2,43	3,93	2,84	4,23	2,16	3,05	1,60	1,53	1,60	1,92	1,55	1,78	1,65	2,86	2,39	2,20	3,82	4,76	3,56	4,57	1,82	1,76	3,71	2,32	1,68	1,08	1,88	2,53	1,37
5	1,52	0,81	0,92	1,15	0,00	1,32	1,27	2,45	2,56	1,91	3,77	2,78	4,20	2,12	3,60	2,48	2,08	2,14	1,53	0,89	2,24	1,63	2,81	3,04	2,97	4,34	5,08	3,39	4,77	1,57	1,61	3,55	2,91	1,67	1,74	2,29	3,01	2,16
6	1,63	1,47	1,03	0,89	1,32	0,00	1,32	1,67	1,74	1,82	3,07	2,04	3,37	1,40	3,03	1,32	0,99	0,97	1,23	1,17	1,28	0,83	2,17	1,97	1,76	3,12	4,11	2,79	4,09	1,85	1,74	3,59	1,81	1,06	1,09	1,74	2,58	1,39
7	2,02	0,63	1,60	1,71	1,27	1,32	0,00	2,57	2,02	0,99	3,27	2,57	3,63	1,50	2,95	2,60	1,51	2,17	0,71	0,86	2,31	1,20	2,20	3,00	2,44	3,65	4,92	3,21	4,66	0,99	0,96	2,64	2,78	0,93	1,56	1,76	2,44	2,30
8	1,56	2,60	2,07	2,31	2,45	1,67	2,57	0,00	1,44	2,49	2,07	0,89	2,43	1,81	4,41	1,66	2,27	1,02	2,03	2,11	1,37	1,53	2,37	1,90	2,63	3,07	2,86	1,44	3,50	3,38	3,28	4,95	1,71	2,15	2,60	3,10	4,05	2,33
9	2,21	2,28	2,51	2,60	2,56	1,74	2,02	1,44	0,00	1,53	1,46	1,12	2,10	0,77	3,71	2,24	1,83	1,56	1,41	2,02	2,06	1,32	2,18	2,56	2,37	2,73	3,47	1,53	4,13	2,86	2,73	3,95	1,69	1,41	2,34	2,47	3,42	2,35
10	2,25	1,23	2,29	2,43	1,91	1,82	0,99	2,49	1,53	0,00	2,60	2,26	3,17	1,11	3,35	2,97	1,92	2,37	0,76	1,39	2,67	1,44	2,35	3,36	2,82	3,65	4,77	2,69	4,84	1,77	1,72	2,81	2,73	1,03	2,13	2,11	2,92	2,63
11	2,94	3,47	3,64	3,93	3,77	3,07	3,27	2,07	1,46	2,60	0,00	1,32	1,19	2,19	5,03	3,32	3,20	2,66	2,58	3,12	2,94	2,48	2,65	3,26	3,50	3,04	2,92	0,93	4,00	4,19	4,08	5,10	2,75	2,83	3,78	3,89	4,80	3,72
12	1,78	2,69	2,47	2,84	2,78	2,04	2,57	0,89	1,12	2,26	1,32	0,00	1,63	1,76	4,57	2,25	2,45	1,56	1,89	2,18	1,71	1,52	1,95	2,17	2,79	2,79	2,64	0,87	3,28	3,49	3,40	4,87	2,15	2,22	2,97	3,33	4,26	2,90
13	3,20	3,92	3,85	4,23	4,20	3,37	3,63	2,43	2,10	3,17	1,19	1,63	0,00	2,83	5,28	3,42	3,42	2,88	2,95	3,44	2,85	2,70	2,23	2,93	3,43	2,43	2,20	1,62	3,08	4,55	4,44	5,51	3,23	3,32	4,16	4,34	5,13	4,20
14	2,26	1,79	2,26	2,16	2,12	1,40	1,50	1,81	0,77	1,11	2,19	1,76	2,83	0,00	3,10	2,19	1,38	1,59	1,10	1,73	2,19	1,23	2,40	2,76	2,18	3,05	4,13	2,23	4,60	2,21	2,07	3,29	1,64	0,72	1,72	1,76	2,74	1,88
15	4,58	3,38	3,72	3,05	3,60	3,03	2,95	4,41	3,71	3,35	5,03	4,57	5,28	3,10	0,00	3,40	2,20	3,53	3,31	3,63	3,90	3,39	4,13	4,09	2,37	3,94	6,24	5,21	6,27	2,44	2,28	2,24	3,32	2,63	2,07	1,52	0,65	2,64
16	2,33	2,78	1,88	1,60	2,48	1,32	2,60	1,66	2,24	2,97	3,32	2,25	3,42	2,19	3,40	0,00	1,55	0,76	2,39	2,39	1,08	1,76	2,62	1,22	1,52	2,69	3,46	2,97	3,73	3,02	2,88	4,58	1,45	2,13	1,80	2,43	3,13	1,51
17	2,53	1,96	1,91	1,53	2,08	0,99	1,51	2,27	1,83	1,92	3,20	2,45	3,42	1,38	2,20	1,55	0,00	1,43	1,51	1,84	1,78	1,28	2,27	2,16	1,04	2,63	4,29	3,18	4,36	1,81	1,62	3,07	1,76	0,99	0,89	1,18	1,89	1,44
18	1,81	2,33	1,66	1,60	2,14	0,97	2,17	1,02	1,56	2,37	2,66	1,56	2,88	1,59	3,53	0,76	1,43	0,00	1,81	1,90	0,90	1,19	2,23	1,41	1,72	2,67	3,28	2,29	3,64	2,79	2,66	4,37	1,27	1,67	1,77	2,34	3,20	1,57
19	1,69	1,02	1,65	1,92	1,53	1,23	0,71	2,03	1,41	0,76	2,58	1,89	2,95	1,10	3,31	2,39	1,51	1,81	0,00	0,82	1,97	0,73	1,78	2,67	2,35	3,25	4,31	2,52	4,21	1,69	1,62	3,14	2,47	0,87	1,82	2,06	2,88	2,35
20	1,19	0,70	1,01	1,55	0,89	1,17	0,86	2,11	2,02	1,39	3,12	2,18	3,44	1,73	3,63	2,39	1,84	1,90	0,82	0,00	1,87	0,97	1,99	2,66	2,66	3,73	4,52	2,85	4,16	1,65	1,65	3,48	2,80	1,38	1,90	2,37	3,12	2,42
21	1,61	2,46	1,48	1,78	2,24	1,28	2,31	1,37	2,06	2,67	2,94	1,71	2,85	2,19	3,90	1,08	1,78	0,90	1,97	1,87	0,00	1,24	1,75	0,85	1,88	2,59	3,07	2,54	2,90	2,95	2,85	4,65	2,12	2,14	2,21	2,86	3,57	2,27
22	1,42	1,47	1,35	1,65	1,63	0,83	1,20	1,53	1,32	1,44	2,48	1,52	2,70	1,23	3,39	1,76	1,28	1,19	0,73	0,97	1,24	0,00	1,47	1,95	1,93	2,81	3,74	2,30	3,65	2,06	1,96	3,64	2,10	1,10	1,74	2,18	3,00	2,11
23	2,18	2,55	2,33	2,86	2,81	2,17	2,20	2,37	2,18	2,35	2,65	1,95	2,23	2,40	4,13	2,62	2,27	2,23	1,78	1,99	1,75	1,47	0,00	2,03	2,39	2,37	3,34	2,68	2,66	2,98	2,91	4,26	3,18	2,37	2,96	3,30	3,88	3,43
24	2,41	3,24	2,23	2,39	3,04	1,97	3,00	1,90	2,56	3,36	3,26	2,17	2,93	2,76	4,09	1,22	2,16	1,41	2,67	2,66	0,85	1,95	2,03	0,00	1,81	2,17	2,70	2,95	2,55	3,57	3,45	5,12	2,35	2,75	2,69	3,29	3,88	2,68
25	3,14	2,91	2,54	2,20	2,97	1,76	2,44	2,63	2,37	2,82	3,50	2,79	3,43	2,18	2,37	1,52	1,04	1,72	2,35	2,66	1,88	1,93	2,39	1,81	0,00	1,93	3,96	3,54	4,03	2,69	2,50	3,71	1,97	1,98	1,71	1,94	2,30	1,99
26	3,89	4,15	3,81	3,82	4,34	3,12	3,65	3,07	2,73	3,65	3,04	2,79	2,43	3,05	3,94	2,69	2,63	2,67	3,25	3,73	2,59	2,81	2,37	2,17	1,93	0,00	2,83	3,34	3,23	4,21	4,04	4,96	2,87	3,22	3,48	3,61	4,01	3,62
27	3,88	5,13	4,43	4,76	5,08	4,11	4,92	2,86	3,47	4,77	2,92	2,64	2,20	4,13	6,24	3,46	4,29	3,28	4,31	4,52	3,07	3,74	3,34	2,70	3,96	2,83	0,00	2,71	2,36	5,76	5,63	7,05	3,67	4,54	4,95	5,36	6,11	4,71
28	2,36	3,27	3,21	3,56	3,39	2,79	3,21	1,44	1,53	2,69	0,93	0,87	1,62	2,23	5,21	2,97	3,18	2,29	2,52	2,85	2,54	2,30	2,68	2,95	3,54	3,34	2,71	0,00	3,75	4,14	4,06	5,38	2,58	2,82	3,65	3,93	4,90	3,47
29	3,60	4,85	3,98	4,57	4,77	4,09	4,66	3,50	4,13	4,84	4,00	3,28	3,08	4,60	6,27	3,73	4,36	3,64	4,21	4,16	2,90	3,65	2,66	2,55	4,03	3,23	2,36	3,75	0,00	5,39	5,32	6,85	4,61	4,70	5,00	5,53	6,08	5,13
30	2,79	1,17	2,03	1,82	1,57	1,85	0,99	3,38	2,86	1,77	4,19	3,49	4,55	2,21	2,44	3,02	1,81	2,79	1,69	1,65	2,95	2,06	2,98	3,57	2,69	4,21	5,76	4,14	5,39	0,00	0,21	2,04	3,26	1,51	1,49	1,54	1,86	2,41
31	2,79	1,22	2,02	1,76	1,61	1,74	0,96	3,28	2,73	1,72	4,08	3,40	4,44	2,07	2,28	2,88	1,62	2,66	1,62	1,65	2,85	1,96	2,91	3,45	2,50	4,04	5,63	4,06	5,32	0,21	0,00	2,03	3,09	1,36	1,33	1,35	1,71	2,26
32	4,65	2,97	4,03	3,71	3,55	3,59	2,64	4,95	3,95	2,81	5,10	4,87	5,51	3,29	2,24	4,58	3,07	4,37	3,14	3,48	4,65	3,64	4,26	5,12	3,71	4,96	7,05	5,38	6,85	2,04	2,03	0,00	4,40	2,80	2,94	2,35	2,03	3,75
33	2,87	3,00	2,72	2,32	2,91	1,81	2,78	1,71	1,69	2,73	2,75	2,15	3,23	1,64	3,32	1,45	1,76	1,27	2,47	2,80	2,12	2,10	3,18	2,35	1,97	2,87	3,67	2,58	4,61	3,26	3,09	4,40	0,00	1,94	1,99	2,22	3,10	1,36
34	2,22	1,31	1,87	1,68	1,67	1,06	0,93	2,15	1,41	1,03	2,83	2,22	3,32	0,72	2,63	2,13	0,99	1,67	0,87	1,38	2,14	1,10	2,37	2,75	1,98	3,22	4,54	2,82	4,70	1,51	1,36	2,80	1,94	0,00				

Lampiran 5. Penggabungan dengan Metode *Single Linkage*

Penggabungan 1

d_{euc}	(30,31)	1	2	3	4	5	...	38
(30,31)	0,00	2,79	1,17	2,02	1,76	1,57	...	2,26
1	2,79	0,00	1,78	1,19	1,97	1,52	...	2,79
2	1,17	1,78	0,00	1,43	1,66	0,81	...	2,41
3	2,02	1,19	1,43	0,00	0,94	0,92	...	2,15
4	1,76	1,97	1,66	0,94	0,00	1,15	...	1,37
5	1,57	1,52	0,81	0,92	1,15	0,00	...	2,16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,26	2,79	2,41	2,15	1,37	2,16	...	0

Penggabungan 2

d_{euc}	(2,7)	(30,31)	1	3	4	5	...	38
(2,7)	0,00	0,96	1,78	1,43	1,66	0,81	...	2,30
(30,31)	0,96	0,00	2,79	2,02	1,76	1,57	...	2,26
1	1,78	2,79	0,00	1,19	1,97	1,52	...	2,79
3	1,43	2,02	1,19	0,00	0,94	0,92	...	2,15
4	1,66	1,76	1,97	0,94	0,00	1,15	...	1,37
5	0,81	1,57	1,52	0,92	1,15	0,00	...	2,16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,30	2,26	2,79	2,15	1,37	2,16	...	0

Penggabungan 3

d_{euc}	(15, 37)	(2,7)	(30,31)	1	3	4	...	38
(15, 37)	0,00	2,44	1,71	4,09	3,21	2,53	...	2,25
(2,7)	2,44	0,00	0,96	1,78	1,43	1,66	...	2,30
(30,31)	1,71	0,96	0,00	2,79	2,02	1,76	...	2,26
1	4,09	1,78	2,79	0,00	1,19	1,97	...	2,79
3	3,21	1,43	2,02	1,19	0,00	0,94	...	2,15
4	2,53	1,66	1,76	1,97	0,94	0,00	...	1,37
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,25	2,30	2,26	2,79	2,15	1,37	...	0

Penggabungan 4

d_{euc}	((2, 7), 20)	(15, 37)	(30,31)	1	3	...	38
((2, 7), 20)	0,00	2,44	0,96	1,19	1,01	...	2,30
(15, 37)	2,44	0,00	1,71	4,09	3,21	...	2,25
(30,31)	0,96	1,71	0,00	2,79	2,02	...	2,26
1	1,19	4,09	2,79	0,00	1,19	...	2,79
3	1,01	3,21	2,02	1,19	0,00	...	2,15
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,30	2,25	2,26	2,79	2,15	...	0

Penggabungan 5

d_{euc}	((2, 7, 20), 19)	(15, 37)	(30,31)	1	3	...	38
((2, 7, 20), 19)	0,00	2,44	0,96	1,19	1,01	...	2,30
(15, 37)	2,44	0,00	1,71	4,09	3,21	...	2,25
(30,31)	0,96	1,71	0,00	2,79	2,02	...	2,26
1	1,19	4,09	2,79	0,00	1,19	...	2,79
3	1,01	3,21	2,02	1,19	0,00	...	2,15
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,30	2,25	2,26	2,79	2,15	...	0

Penggabungan 6

d_{euc}	(14, 34)	((2, 7, 20), 19)	(15, 37)	(30,31)	1	...	38
(14, 34)	0	0,81	1,552	1,716	1,694	...	2,73
((2, 7, 20), 19)	0,81	0	2,174	1,152	1,307	...	3,203
(15, 37)	1,552	2,174	0	2,753	2,967	...	2,375
(30,31)	1,716	1,152	2,753	0	1,155	...	3,194
1	1,694	1,307	2,967	1,155	0	...	2,84
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,73	3,203	2,375	3,194	2,84	...	0

Penggabungan 7

d_{euc}	((2, 7, 19, 20), 22)	(14, 34)	(15, 37)	(30,31)	1	...	38
((2, 7, 19, 20), 22)	0,00	0,87	2,44	0,96	1,19	...	2,11
(14, 34)	0,87	0,00	2,20	1,36	2,22	...	1,67
(15, 37)	2,44	2,20	0,00	1,71	4,09	...	2,25
(30,31)	0,96	1,36	1,71	0,00	2,79	...	2,26
1	1,19	2,22	4,09	2,79	0,00	...	2,79
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,11	1,67	2,25	2,26	2,79	...	0

Penggabungan 8

d_{euc}	((2, 7, 19, 20, 22), 10)	(14, 34)	(15, 37)	(30,31)	1	...	38
((2, 7, 19, 20, 22), 10)	0,00	0,87	2,44	0,96	1,19	...	2,11
(14, 34)	0,87	0,00	2,20	1,36	2,22	...	1,67
(15, 37)	2,44	2,20	0,00	1,71	4,09	...	2,25
(30,31)	0,96	1,36	1,71	0,00	2,79	...	2,26
1	1,19	2,22	4,09	2,79	0,00	...	2,79
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,11	1,67	2,25	2,26	2,79	...	0

Penggabungan 9

d_{euc}	(16, 18)	(2, 7, 10, 19, 20, 22)	(14, 34)	(15, 37)	(30,31)	...	38
(16, 18)	0,00	1,19	1,59	3,13	2,66	...	1,51
(2, 7, 10, 19, 20, 22)	1,19	0,00	0,87	2,44	0,96	...	2,11
(14, 34)	1,59	0,87	0,00	2,20	1,36	...	1,67
(15, 37)	3,13	2,44	2,20	0,00	1,71	...	2,25
(30,31)	2,66	0,96	1,36	1,71	0,00	...	2,26
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,51	2,11	1,67	2,25	2,26	...	0

Penggabungan 10

d_{euc}	((14, 34), 9)	(16, 18)	(2, 7, 10, 19, 20, 22)	(14, 34)	...	38
((14, 34), 9)	0,00	1,56	0,87	2,20	...	1,67
(16, 18)	1,56	0,00	1,19	3,13	...	1,51
(2, 7, 10, 19, 20, 22)	0,87	1,19	0,00	2,44	...	2,11
(14, 34)	2,20	3,13	2,44	0,00	...	2,25
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,67	1,51	2,11	2,25	...	0

Penggabungan 11

d_{euc}	((2, 7, 10, 19, 20, 22), 5)	(9, 14, 34)	(16, 18)	(14, 34)	...	38
((2, 7, 10, 19, 20, 22), 5)	0,00	1,09	0,87	0,97	...	1,39
(9, 14, 34)	1,09	0,00	1,16	1,77	...	1,00
(16, 18)	0,87	1,16	0,00	1,56	...	1,67
(14, 34)	0,97	1,77	1,56	0,00	...	1,51
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,39	1,00	1,67	1,51	...	0

Penggabungan 12

d_{euc}	(35, 36)	(2, 5, 7, 10, 19, 20, 22)	(9, 14, 34)	(16, 18)	...	38
(35, 36)	0,00	1,56	1,16	1,77	...	1,00
(2, 5, 7, 10, 19, 20, 22)	1,56	0,00	0,87	1,19	...	2,11
(9, 14, 34)	1,16	0,87	0,00	1,56	...	1,67
(16, 18)	1,77	1,19	1,56	0,00	...	1,51
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,00	2,11	1,67	1,51	...	0

Penggabungan 13

d_{euc}	((2, 5, 7, 10, 19, 20, 22), 6)	(35, 36)	(9, 14, 34)	(16, 18)	...	38
((2, 5, 7, 10, 19, 20, 22), 6)	0,00	1,09	0,87	0,97	...	1,39
(35, 36)	1,09	0,00	1,16	1,77	...	1,00
(9, 14, 34)	0,87	1,16	0,00	1,56	...	1,67
(16, 18)	0,97	1,77	1,56	0,00	...	1,51
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,39	1,00	1,67	1,51	...	0

Penggabungan 14

d_{euc}	(21, 24)	(2, 5, 6, 7, 10, 19, 20, 22)	(35, 36)	(9, 14, 34)	...	38
(21, 24)	0,00	1,24	2,21	2,06	...	2,27
(2, 5, 6, 7, 10, 19, 20, 22)	1,24	0,00	1,09	0,87	...	1,39
(35, 36)	2,21	1,09	0,00	1,16	...	1,00
(9, 14, 34)	2,06	0,87	1,16	0,00	...	1,67
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,27	1,39	1,00	1,67	...	0

Penggabungan 15

d_{euc}	(12, 28)	(21, 24)	(2, 5, 6, 7, 10, 19, 20, 22)	...	38
(12, 28)	0,00	1,71	1,52	...	2,90
(21, 24)	1,71	0,00	1,24	...	2,27
(2, 5, 6, 7, 10, 19, 20, 22)	1,52	1,24	0,00	...	1,39
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,90	2,27	1,39	...	0

Penggabungan 16

d_{euc}	2, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22,	12, 28	21, 24	...	38
2, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22, 34	0,00	1,12	1,24		1,39
12, 28	1,12	0,00	1,71	...	2,90
21, 24	1,24	1,71	0,00	...	2,27
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
34	1,39	2,90	2,27	...	0

⋮
⋮
⋮

Penggabungan 36

d_{euc}	((1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38), 27)	29
((1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 28, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38), 27)	0,00	2, 36
29	2, 36	0,00

Penggabungan 37

d_{euc}	(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38)
(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38)	0,00

Lampiran 4. Penggabungan dengan Metode *Complete Linkage*

Penggabungan 1

d_{euc}	(30, 31)	1	3	4	5	6	...	38
30, 31	0,00	2,79	1,22	2,03	1,82	1,61	...	2,41
1	2,79	0,00	1,78	1,19	1,97	1,52	...	2,79
3	1,22	1,78	0,00	1,43	1,66	0,81	...	2,41
4	2,03	1,19	1,43	0,00	0,94	0,92	...	2,15
5	1,82	1,97	1,66	0,94	0,00	1,15	...	1,37
6	1,61	1,52	0,81	0,92	1,15	0,00	...	2,16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,41	2,79	2,41	2,15	1,37	2,16	...	0

Penggabungan 2

d_{euc}	(2, 7)	(30, 31)	1	3	4	5	...	38
(2, 7)	0,00	1,22	2,02	1,60	1,71	1,27	...	2,41
(30, 31)	1,22	0,00	2,79	2,03	1,82	1,61	...	2,41
1	2,02	2,79	0,00	1,19	1,97	1,52	...	2,79
3	1,60	2,03	1,19	0,00	0,94	0,92	...	2,15
4	1,71	1,82	1,97	0,94	0,00	1,15	...	1,37
5	1,27	1,61	1,52	0,92	1,15	0,00	...	2,16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,41	2,41	2,79	2,15	1,37	2,16	...	0

Penggabungan 3

d_{euc}	(15, 37)	(2, 7)	(30, 31)	1	3	4	...	38
(15, 37)	0,00	3,38	2,44	4,58	3,72	3,05	...	2,64
(2, 7)	3,38	0,00	1,22	2,02	1,60	1,71	...	2,41
(30, 31)	2,44	1,22	0,00	2,79	2,03	1,82	...	2,41
1	4,58	2,02	2,79	0,00	1,19	1,97	...	2,79
3	3,72	1,60	2,03	1,19	0,00	0,94	...	2,15
4	3,05	1,71	1,82	1,97	0,94	0,00	...	1,37
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,64	2,41	2,41	2,79	2,15	1,37	...	0

Penggabungan 4

d_{euc}	(14, 34)	(15, 37)	(2, 7)	(30, 31)	1	...	38
(14, 34)	0,00	3,10	1,79	2,21	2,26	...	1,88
(15, 37)	3,10	0,00	3,38	2,44	4,58	...	2,64
(2, 7)	1,79	3,38	0,00	1,22	2,02	...	2,41
(30, 31)	2,21	2,44	1,22	0,00	2,79	...	2,41
1	2,26	4,58	2,02	2,79	0,00	...	2,79
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,88	2,64	2,41	2,41	2,79	...	0

Penggabungan 5

d_{euc}	(19, 22)	(14, 34)	(15, 37)	(2, 7)	(30, 31)	...	38
(19, 22)	0,00	1,23	3,39	1,47	2,06	...	2,35
(14, 34)	1,23	0,00	3,10	1,79	2,21	...	1,88
(15, 37)	3,39	3,10	0,00	3,38	2,44	...	2,64
(2, 7)	1,47	1,79	3,38	0,00	1,22	...	2,41
(30, 31)	2,06	2,21	2,44	1,22	0,00	...	2,41
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,35	1,88	2,64	2,41	2,41	...	0

Penggabungan 6

d_{euc}	(16, 18)	(19, 22)	(14, 34)	(15, 37)	(2, 7)	...	38
(16, 18)	0,00	2,39	2,19	3,53	2,78	...	1,57
(19, 22)	2,39	0,00	1,23	3,39	1,47	...	2,35
(14, 34)	2,19	1,23	0,00	3,10	1,79	...	1,88
(15, 37)	3,53	3,39	3,10	0,00	3,38	...	2,64
(2, 7)	2,78	1,47	1,79	3,38	0,00	...	2,41
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,57	2,35	1,88	2,64	2,41	...	0

Penggabungan 7

d_{euc}	(35, 36)	(16, 18)	(19, 22)	(14, 34)	(15, 37)	...	38
(35, 36)	0,00	2,43	2,18	1,76	2,07	...	1,44
(16, 18)	2,43	0,00	2,39	2,19	3,53	...	1,57
(19, 22)	2,18	2,39	0,00	1,23	3,39	...	2,35
(14, 34)	1,76	2,19	1,23	0,00	3,10	...	1,88
(15, 37)	2,07	3,53	3,39	3,10	0,00	...	2,64
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,44	1,57	2,35	1,88	2,64	...	0

Penggabungan 8

d_{euc}	(21,24)	(35, 36)	(16, 18)	(19, 22)	(14, 34)	...	38
(21, 24)	0,00	3,29	1,41	2,67	2,76	...	2,68
(35, 36)	3,29	0,00	2,43	2,18	1,76	...	1,44
(16, 18)	1,41	2,43	0,00	2,39	2,19	...	1,57
(19, 22)	2,67	2,18	2,39	0,00	1,23	...	2,35
(14, 34)	2,76	1,76	2,19	1,23	0,00	...	1,88
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,68	1,44	1,57	2,35	1,88	...	0

Penggabungan 9

d_{euc}	((2, 7), 20)	(21,24)	(35, 36)	(16, 18)	(19, 22)	...	38
((2, 7), 20)	0,00	3,24	2,37	2,78	1,47		2,42
(21, 24)	3,24	0,00	3,29	1,41	2,67	...	2,68
(35, 36)	2,37	3,29	0,00	2,43	2,18	...	1,44
(16, 18)	2,78	1,41	2,43	0,00	2,39	...	1,57
(19, 22)	1,47	2,67	2,18	2,39	0,00	...	2,35
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,42	2,68	1,44	1,57	2,35	...	0

Penggabungan 10

d_{euc}	(12, 28)	(2, 7, 20)	(21,24)	(35, 36)	...	38
(12, 28)	0,00	3,27	2,95	3,93	...	3,47
(2, 7, 20)	3,27	0,00	3,24	2,37	...	2,42
(21, 24)	2,95	3,24	0,00	3,29	...	2,68
(35, 36)	3,93	2,37	3,29	0,00	...	1,44
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	3,47	2,42	2,68	1,44	...	0

Penggabungan 11

d_{euc}	(4, 6)	(12, 28)	(2, 7, 20)	(21,24)	...	38
(4, 6)	0,00	3,56	1,71	2,39	...	1,39
(12, 28)	3,56	0,00	3,27	2,95	...	3,47
(2, 7, 20)	1,71	3,27	0,00	3,24	...	2,42
(21, 24)	2,39	2,95	3,24	0,00	...	2,68
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	1,39	3,47	2,42	2,68	...	0

Penggabungan 12

d_{euc}	(3, 5)	(4, 6)	(12, 28)	(2, 7, 20)	...	38
(3, 5)	0,00	1,32	3,39	1,60	...	2,16
(4, 6)	1,32	0,00	3,56	1,71	...	1,39
(12, 28)	3,39	3,56	0,00	3,27	...	3,47
(2, 7, 20)	1,60	1,71	3,27	0,00	...	2,42
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,16	1,39	3,47	2,42	...	0

Penggabungan 13

d_{euc}	(17, 25)	(3, 5)	(4, 6)	(12, 28)	...	38
(17, 25)	0,00	2,97	2,20	3,54	...	1,99
(3, 5)	2,97	0,00	1,32	3,39	...	2,16
(4, 6)	2,20	1,32	0,00	3,56	...	1,39
(12, 28)	3,54	3,39	3,56	0,00	...	3,47
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
34	1,99	2,16	1,39	3,47	...	0

Penggabungan 14

d_{euc}	((14, 34), 10)	(17, 25)	(17, 25)	(4, 6)	...	38
((14, 34), 10)	0,00	2,82	2,29	2,43	...	2,63
(17, 25)	2,82	0,00	2,97	2,20	...	1,99
(3, 5)	2,29	2,97	0,00	1,32	...	2,16
(4, 6)	2,43	2,20	1,32	0,00	...	1,39
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,63	1,99	2,16	1,39	...	0

Penggabungan 15

d_{euc}	(11, 13)	(10, 14, 34)	(17, 25)	(17, 25)	...	38
(11, 13)	0,00	3,32	3,50	4,20	...	4,20
(10, 14, 34)	3,32	0,00	2,82	2,29	...	2,63
(17, 25)	3,50	2,82	0,00	2,97	...	1,99
(3, 5)	4,20	2,29	2,97	0,00	...	2,16
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	4,20	2,63	1,99	2,16	...	0

Penggabungan 16

d_{euc}	((3, 4),(5, 6))	(11, 13)	(10, 14, 34)	(17, 25)	...	38
((3, 4),(5, 6))	0,00	4,23	2,43	2,97		2,16
(10, 14, 34)	4,23	0,00	3,32	3,50	...	4,20
(17, 25)	2,43	3,32	0,00	2,82	...	2,63
(3, 5)	2,97	3,50	2,82	0,00	...	1,99
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	2,16	4,20	2,63	1,99	...	0

⋮
⋮
⋮

Penggabungan 36

d_{euc}	((1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22, 34, 16, 17, 18, 21, 24, 25, 33, 38), 15,30,31,32,35,36,37))	(8, 11, 12, 13, 28, 23, 26, 27, 29)
((1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 19, 20, 22, 34, 16, 17, 18, 21, 24, 25, 33, 38), 15,30,31,32,35,36,37))	0,00	7,05
(8, 11, 12, 13, 28, 23, 26, 27, 29)	7,05	0,00

Penggabungan 37

d_{euc}	(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38)
(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38)	7,05

RIWAYAT HIDUP



Ina Maya Sabara lahir di Probolinggo pada tanggal 11 September 1999, biasa dipanggil Maya, beralamat di Jalan Bantaran RT/RW 009/003 Desa Patokan, Kec. Bantaran, Kab. Probolinggo, anak bungsu dari dua bersaudara yakni dari pasangan Bapak Ahmad Baidowi dan Ibu Sumantri.

Penulis telah menempuh pendidikan formal mulai dari RA Miftahul Ulum dan lulus pada tahun 2006. Setelah itu, penulis menempuh pendidikan dasar di SD Bantaran 1 dan lulus pada tahun 2012. Selanjutnya penulis menempuh jenjang pendidikan menengah pertama di MTs Miftahul Ulum dan lulus pada tahun 2015. Kemudian, penulis melanjutkan jenjang pendidikan menengah atas di MAN 1 Kota Probolinggo dan lulus pada tahun 2018. Selanjutnya penulis menempuh pendidikan tinggi di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang melalui jalur SNPMTN dengan mengambil program studi Matematika pada tahun 2018.

Selama menjadi mahasiswa, penulis berperan aktif dalam organisasi intra dan ekstra kampus. Salah satu contohnya adalah penulis pernah menjadi pengurus Divisi PMB di Himpunan Mahasiswa Program Studi (HMPS) Matematika pada periode 2019-2021. Selain itu, penulis juga menjadi pengurus di Pergerakan Mahasiswa Islam Indonesia (PMII) bidang LSO TEGAL pada tahun 2019-2020.



**KEMENTERIAN AGAMA RI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI**

Jl. Gajayana No.50 Dinoyo Malang Telp. / Fax. (0341)558933

BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Ina Maya Sabara
 NIM : 18610009
 Fakultas / Jurusan : Sains dan Teknologi / Matematika
 Judul Skripsi : Analisis *Agglomerative Hierarchical Clustering* Berdasarkan Pengurutan Parsial Graf *Hasse* Terhadap Indikator Kemiskinan di Jawa Timur
 Pembimbing I : Fachrur Rozi, M.Si
 Pembimbing II : Mohammad Nafie Jauhari, M.Si

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	11 Januari 2022	Konsultasi Bab I dan Bab III	1.
2.	21 Januari 2022	Konsultasi Kajian Agama (Bab I dan Bab II)	2.
3.	24 Januari 2022	ACC Bab I dan Bab III	3.
4.	1 Februari 2022	Konsultasi Bab II	4.
5.	10 Februari 2022	ACC Kajian Agama (Bab I dan Bab II)	5.
6.	14 Maret 2022	ACC Bab I, Bab II, dan Bab III	6.
7.	6 April 2022	Konsultasi Bab IV	7.
8.	20 April 2022	Revisi Bab IV	8.
9.	20 Mei 2022	Konsultasi Kajian Agama (Bab IV)	9.
10.	24 Mei 2022	Konsultasi Seluruh Bab	10.
11.	31 Mei 2022	ACC Kajian Agama	11.
12.	2 Juni 2022	ACC Keseluruhan Bab	12.

Malang, 14 Juni 2022.
 Mengetahui,
 Ketua Program Studi Matematika