

**PENERAPAN ANALISIS BILOT *ROBUST SINGULAR VALUE*  
*DECOMPOSITION* (RSVD) PADA DATA INDIKATOR KEMISKINAN  
DI PROVINSI LAMPUNG**

**(Skripsi)**

**Oleh:**

**KARIMA RAMAYANTI  
NPM 1917031062**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2025**

## **ABSTRACT**

### **APPLICATION OF ROBUST SINGULAR VALUE DECOMPOSITION (RSVD) BILOT ANALYSIS ON POVERTY INDICATOR DATA IN LAMPUNG PROVINCE**

**By**

**KARIMA RAMAYANTI**

Poverty is a multidimensional problem that remains a major focus in Lampung Province. This study aims to map the relationship between districts/cities and poverty indicators in 2024 using Robust Singular Value Decomposition (RSVD) Biplot Analysis. This method is applied to overcome the weakness of conventional Biplot which is sensitive to outliers by using robust covariance estimation through Minimum Covariance Determinant (MCD). The analysis results show clear differences in characteristics between regions. North Lampung, East Lampung, and Pesisir Barat regencies are classified as groups with high poverty rates and large economic inequality. Meanwhile, Metro City and Bandar Lampung City are in the group with a relatively better level of welfare, characterized by high average years of schooling and life expectancy. Meanwhile, other districts such as Tulang Bawang, Pesawaran, and Central Lampung are in the middle group with balanced socioeconomic characteristics. The implementation of RSVP can display the mapping of regencies/cities in Lampung Province well by 71%.

**Keywords:** Poverty, Biplot, Robust Singular Value Decomposition (RSVD), Minimum Covariance Determinant (MCD), Lampung Province.

## **ABSTRAK**

### **PENERAPAN ANALISIS BILOT *ROBUST SINGULAR VALUE DECOMPOSITION* (RSVD) PADA DATA INDIKATOR KEMISKINAN DI PROVINSI LAMPUNG**

**Oleh**

**KARIMA RAMAYANTI**

Kemiskinan merupakan permasalahan multidimensional yang masih menjadi fokus utama di Provinsi Lampung. Penelitian ini bertujuan untuk memetakan hubungan antara kabupaten/kota dengan indikator kemiskinan tahun 2024 menggunakan Analisis Bilot Robust Singular Value Decomposition (RSVD). Metode ini diterapkan untuk mengatasi kelemahan Bilot konvensional yang sensitif terhadap pencilan dengan menggunakan estimasi kovarians robust melalui Minimum Covariance Determinant (MCD). Hasil analisis menunjukkan adanya perbedaan karakteristik yang jelas antarwilayah. Kabupaten Lampung Utara, Lampung Timur, dan Pesisir Barat tergolong dalam kelompok dengan tingkat kemiskinan tinggi dan ketimpangan ekonomi yang besar. Sementara itu, Kota Metro dan Kota Bandar Lampung berada pada kelompok dengan tingkat kesejahteraan relatif lebih baik, ditandai oleh rata-rata lama sekolah dan umur harapan hidup yang tinggi. Adapun kabupaten lain seperti Tulang Bawang, Pesawaran, dan Lampung Tengah menempati kelompok menengah dengan karakteristik sosial ekonomi yang seimbang. Penerapan RSVD dapat menampilkan pemetaan Kabupaten/Kota di Provinsi Lampung dengan baik sebesar 71%.

**Kata Kunci:** Kemiskinan, Bilot, Robust Singular Value Decomposition (RSVD), Minimum Covariance Determinant (MCD), Provinsi Lampung.

**PENERAPAN ANALISIS BILOT *ROBUST SINGULAR VALUE*  
DECOMPOSITION (RSVD) PADA DATA INDIKATOR KEMISKINAN DI  
PROVINSI LAMPUNG**

**Oleh**

**KARIMA RAMAYANTI**

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
SARJANA MATEMATIKA

pada

Jurusan Matematika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Lampung



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2025

Judul Skripsi

: **SIMULASI MONTE CARLO UNTUK  
MERAMALKAN JUMLAH PENGUNJUNG  
PADA PERPUSTAKAAN DAERAH  
KABUPATEN LAMPUNG BARAT**

Nama Mahasiswa

: **Tisna**

Nomor Pokok Mahasiswa

1917031090

Jurusan

: **Matematika**

Fakultas

: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



1. **Komisi Pembimbing**

**Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**  
NIP.19740726000032001

**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP.197403162005011001

2. **Ketua Jurusan Matematika**

**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP.197403162005011001



**MENGESAHKAN**

**1. Tim Penguji**

Ketua : **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**

Sekretaris : **Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si**

Penguji  
Bukan Pembimbing : **Drs. Nusyirwan, M.Si**

**2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.**  
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **14 oktober 2025**

## SURAT PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Lisna

Nomor Pokok Mahasiswa : 1917031090

Jurusan : Matematika

Judul Skripsi : **SIMULASI MONTE CARLO UNTUK  
MERAMALKAN JUMLAH PENGUNJUNG  
PADA PERPUSTAKAAN DAERAH  
KABUPATEN LAMPUNG BARAT**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan apabila dikemudian hari hasil penelitian atau tugas akhir saya merupakan salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku. Semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya tulis ilmiah Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 16 Oktober 2025  
Yang membuat pernyataan,



Lisna

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis bernama lengkap Karima Ramayanti, lahir di Krui pada tanggal 27 November 2001. Merupakan anak pertama dari tiga bersaudara pasangan Bapak Yulizar dan Ibu Zainatun.

Penulis memulai pendidikan formal di Sekolah Dasar Muhammadiyah Krui dan lulus tahun 2013. Penulis melanjutkan Pendidikan Sekolah Menengah Pertama di SMP Negeri 1 Krui dan lulus pada 2016. Selanjutnya penulis menempuh Pendidikan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 1 Pesisir Tengah dan lulus pada 2019. Untuk melanjutkan pendidikan ke Perguruan Tinggi, penulis menempuh pendidikan di Universitas Lampung melalui jalur PMPAP atau jalur Program Penerimaan Mahasiswa Perluasan Akses Pendidikan dengan mengambil jurusan Matematika.

Selama menjadi mahasiswa penulis aktif dalam Unit Kegiatan Mahasiswa di Universitas Lampung yaitu UKM Natural yang bergerak dibidang pers kampus sebagai jurnalis atau reporter. Penulis juga aktif dalam kegiatan UKM ROHIS Unila, sebuah wadah bagi mahasiswa untuk memperdalam ilmu agama islam, memperkuat spirilualitas, dan memperkuat ilmu agama islam.



## KATA INSPIRASI

*“Pada akhirnya, semua hanyalah permulaan.”*

(Nadin Amizah)

*“You define your own life. Don’t let other people write your script.”*

(Oprah Winfrey)

“Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan”

(QS. Al-Insyirah : 5)

## **PERSEMBAHAN**

### **Alhamdulillah**

Puji dan syukur kepada Tuhan Yang Esa yang selalu memberi penguatan dalam setiap langkah yang ku tempuh sehingga segala bentuk proses yang ditemui dapat dilalui dengan penuh makna.

Kupersembahkan karya sederhana ini untuk:

### **Kedua Orang Tuaku Tercinta Bapak Yulizar dan Ibu Zainatun**

Terimakasih atas limpahan kasih sayang, pengorbaanan, doa dan seluruh motivasi di setiap langkah penulis. Karena atas doa dan ridho kalian, Allah memudahkan setiap perjalanan hidup ini.

### **Adik Tercinta Alisha Shakila**

Terimakasih telah mendukung dan mendoakan setiap waktu untuk keberhasilan penulis.

### **Dosen Pembimbing dan Dosen Pembahas**

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, memberikan arahan serta ilmu yang berharga

### **Teman dan Sahabat**

Terimakasih kepada orang-orang baik yang telah memberikan bantuan, dukungan, dan selalu ada saat suka maupun duka.

## SANWACANA

Puji dan syukur penulis ucapkan kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul ”Penerapan Analisis Biplot *Robust Singular Value Decomposition* (RSVD) Pada Data Indikator Kemiskinan di Provinsi Lampung” sebagai salah satu persyaratan untuk meraih gelar strata satu (S1) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

Penyelesaian karya ilmiah ini tidak lepas dari bantuan, kerja sama, bimbingan dan doa dari berbagai pihak penulis dapat menyelesaikan laporan ini. Pada kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung.
2. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing I yang senantiasa membimbing dan membantu, memberikan saran dan masukan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing II dan juga Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung yang telah memberikan bimbingan serta saran dan masukan kepada penulis dalam penyelesaian skripsi ini.
4. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku dosen pembahas atas ketersediaannya untuk membahas serta memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis dalam penyelesaian skripsi ini.
5. Seluruh dosen, staff, dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika

dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung.

6. Ayah, ibu, adik, dan seluruh keluarga besar yang selalu memberikan kasih sayang, dukungan, nasihat, motivasi serta doa kepada penulis.
7. Sahabat-sahabat terbaik yang tidak lelah memberikan semangat, doa, dan waktunya untuk membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
8. Teman tersayangku Nica dan Caca. Terima kasih untuk semangat dan dukungan yang sangat berarti.
9. Teman-teman Matematika 2019, terima kasih atas kebersamaannya.
10. Teman-teman “Skripsi Fighting” Lisna, Yuni, Siti, Tika, Vista, Manda” terimakasih atas bantuan dan keakraban serta kebersamaan dalam menyusun skripsi ini.
11. Almamater tercinta, Universitas Lampung.
12. Seluruh pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Bandar Lampung, 16 Oktober 2025

Penulis

Karima Ramayanti



## DAFTAR ISI

Halaman

|                                                             |           |
|-------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>DAFTAR TABEL .....</b>                                   | <b>v</b>  |
| <b>DAFTAR GAMBAR.....</b>                                   | <b>vi</b> |
| <b>I. PENDAHULUAN .....</b>                                 | <b>1</b>  |
| 1.1 Latar Belakang dan Masalah.....                         | 1         |
| 1.2 Tujuan Penelitian.....                                  | 4         |
| 1.3 Manfaat Penelitian.....                                 | 4         |
| <b>II. TINJAUAN PUSTAKA.....</b>                            | <b>5</b>  |
| 2.1 Analisis Multivariat .....                              | 5         |
| 2.2 Analisis Biplot.....                                    | 6         |
| 2.3 <i>Singular Value Decomposition</i> (SVD) .....         | 7         |
| 2.4 <i>Robust Singular Value Decomposition</i> (RSVD) ..... | 9         |
| 2.5 Pencilan ( <i>Outlier</i> ) .....                       | 11        |
| 2.6 Pendeteksian <i>Multivariate Outlier</i> .....          | 12        |
| 2.6.1 <i>Jarak Mahalanobis</i> .....                        | 13        |
| 2.6.2 <i>Jarak Robust</i> .....                             | 14        |
| 2.7 Pemeriksaan Kesesuaian <i>Biplot</i> .....              | 14        |
| 2.8 Interpretasi .....                                      | 15        |
| 2.9 Kemiskinan .....                                        | 17        |
| 2.10 Indikator-Indikator Kemiskinan.....                    | 19        |
| <b>III. METODE PENELITIAN .....</b>                         | <b>24</b> |
| 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian .....                       | 24        |
| 3.2 Data Penelitian .....                                   | 24        |
| 3.3 Metode Penelitian.....                                  | 25        |
| <b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>                        | <b>28</b> |
| 4.1 Deskripsi Data Indikator Kemiskinan .....               | 28        |

|           |                                                     |           |
|-----------|-----------------------------------------------------|-----------|
| 4.2       | Pengujian Pencilan Pada Data.....                   | 32        |
| 4.3       | Analisis <i>Robust Biplot</i> .....                 | 36        |
| 4.4       | Penguraian Nilai Singular .....                     | 38        |
| 4.4.1     | Memperoleh Matriks U, Matriks L dan Matriks A ..... | 39        |
| 4.4.2     | Mencari Matriks G dan H .....                       | 42        |
| 4.5       | Plot dan Pengelompokan Kabupaten/Kota .....         | 43        |
| 4.6       | Uji Kesesuaian Biplot.....                          | 47        |
| <b>V.</b> | <b>KESIMPULAN.....</b>                              | <b>49</b> |
|           | <b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>                          | <b>51</b> |
|           | <b>LAMPIRAN</b>                                     |           |

## DAFTAR TABEL

| Tabel                                                        | Halaman |
|--------------------------------------------------------------|---------|
| 1. Tabel 1. Variabel Independen Pada Penelitian .....        | 25      |
| 2. Tabel 2. Data Penelitian Berdasarkan Kabupaten/Kota ..... | 31      |
| 3. Tabel 3. Nilai Standar Deviasi .....                      | 32      |
| 4. Tabel 4. Pencilan dengan Jarak Mahalanobis .....          | 37      |
| 5. Tabel 5. Hasil Pengacakan matriks .....                   | 44      |
| 6. Tabel 6. Tabel Pengelompokan Indikator Kemiskinan .....   | 45      |

**DAFTAR GAMBAR**

| Gambar                                                   | Halaman |
|----------------------------------------------------------|---------|
| 1. Gambar 1. Boxplot Variabel Indikator Kemiskinan ..... | 34      |
| 2. Gambar 2. Robust Biplot (Clustered) .....             | 43      |

## **I. PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang dan Masalah**

Salah satu permasalahan utama yang masih dihadapi oleh Indonesia, termasuk Provinsi Lampung, adalah kemiskinan. Masalah kemiskinan bersifat kompleks dan multidimensional sehingga menjadi fokus utama dalam agenda pembangunan nasional. Sebagai salah satu provinsi di Pulau Sumatera, Lampung menghadapi tantangan serius dalam menurunkan tingkat kemiskinan yang hingga Maret 2022 tercatat sebanyak 1 juta jiwa atau 11,57% dari total penduduk provinsi. Angka tersebut menunjukkan bahwa kemiskinan masih menjadi persoalan strategis yang memerlukan perhatian khusus (BPS, 2025).

Tingkat kemiskinan yang tinggi di Provinsi Lampung dipengaruhi oleh berbagai faktor, antara lain rendahnya akses terhadap pendidikan, ketimpangan ekonomi, serta terbatasnya ketersediaan fasilitas kesehatan dan infrastruktur dasar. Data menunjukkan bahwa persentase penduduk miskin pada tahun 2020 mencapai 12,34%, dan meskipun telah dilakukan berbagai program penanggulangan, penurunannya masih relatif lambat. Kemiskinan di wilayah ini tidak hanya bersifat material, tetapi juga dipengaruhi oleh faktor-faktor struktural dan kultural yang memperumit upaya penanganannya. Misalnya, konsentrasi kemiskinan di daerah pedesaan lebih tinggi dibandingkan dengan perkotaan, yaitu 13,96% di pedesaan dan 8,60% di perkotaan pada tahun 2019.

Hal ini mengindikasikan adanya kesenjangan yang cukup besar dalam akses terhadap sumber daya ekonomi dan pelayanan publik antarwilayah (BPS, 2025).

Untuk merumuskan kebijakan pengentasan kemiskinan yang lebih efektif, diperlukan pendekatan analisis yang berbasis data dan mampu menangkap hubungan kompleks antarindikator kemiskinan. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah analisis Biplot. Analisis Biplot merupakan teknik analisis multivariat yang dapat menggambarkan secara simultan hubungan antara objek (daerah) dan variabel (indikator kemiskinan) dalam satu bidang plot. Metode ini sangat membantu dalam mengidentifikasi pola distribusi daerah, keterkaitan antarindikator, serta karakteristik wilayah berdasarkan variabel kemiskinan yang dominan (Arliansyah, dkk., 2024).

Namun, penggunaan metode *Biplot* konvensional memiliki kelemahan penting, terutama dalam menghadapi data sosial-ekonomi yang seringkali mengandung outlier (data pencilan). Outlier dapat muncul akibat perbedaan karakteristik daerah yang ekstrem, kesalahan pencatatan, atau faktor lokal yang unik. Kehadiran outlier ini dapat memengaruhi estimasi matriks kovarians dan menggeser arah komponen utama, sehingga hasil visualisasi *Biplot* menjadi kurang representatif dan dapat menghasilkan interpretasi yang menyesatkan (Johnson dan Wichern, 2007).

Untuk mengatasi kelemahan tersebut, digunakan pendekatan *Robust Biplot* yang berbasis pada metode *Robust Singular Value Decomposition* (RSVD). Metode ini merupakan pengembangan dari SVD konvensional dengan menambahkan estimasi kovarians yang tahan terhadap pengaruh outlier, seperti dengan *Minimum Covariance Determinant* (MCD). Dengan cara ini, struktur utama data dapat diidentifikasi dengan lebih akurat, sementara pengaruh ekstrem dari pencilan dapat diminimalkan. Robust

*Biplot* mampu menghasilkan representasi grafis yang lebih stabil dan dapat diandalkan meskipun data mengandung penyimpangan ekstrem (Taki, dkk., 2023).

Sejumlah penelitian terdahulu telah menunjukkan penerapan pendekatan robust dalam analisis *Biplot*. Meirina (2013) menerapkan metode RSVD pada data indikator pendidikan di Provinsi Jawa Timur dan berhasil memetakan kabupaten/kota berdasarkan kemiripan karakteristik pendidikannya. Sementara itu, Nurlela (2023) menggunakan metode Robust *Biplot* dengan pendekatan MCD untuk memetakan provinsi di Indonesia berdasarkan perilaku peduli lingkungan hidup, yang menghasilkan pengelompokan wilayah dengan karakteristik lingkungan yang berbeda. Kedua penelitian ini membuktikan bahwa metode robust mampu memberikan hasil pemetaan yang lebih stabil dan representatif meskipun terdapat pencilan dalam data.

Dengan mempertimbangkan keunggulan tersebut, penelitian ini menerapkan RSVD dalam analisis *Biplot* untuk memetakan indikator kemiskinan di Provinsi Lampung. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih akurat mengenai struktur hubungan antarindikator dan karakteristik kemiskinan di masing-masing kabupaten/kota. Hasil analisis dapat menjadi masukan penting bagi pemerintah daerah dalam merumuskan strategi pengentasan kemiskinan yang lebih efektif, terarah, dan berbasis bukti.



## 1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini yaitu memperoleh informasi berdasarkan hasil pemetaan antara Kabupaten/Kota dengan Indikator Kemiskinan di Provinsi Lampung pada tahun 2024 menggunakan analisis *Biplot Robust Singular Value Decomposition* (RSVD).

## 1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan melalui penelitian ini adalah dapat menerapkan metode Analisis *Biplot Robust Singular Value Decomposition* pada data-data indikator kemiskinan tahun 2024 di Provinsi Lampung. Adapun hasil penelitian ini dapat memberikan data dan informasi yang relevan untuk Menyusun kebijakan pengetasan kemiskinan yang telah terjadi, dengan melihat dampak dari kebijakan yang ada terhadap indikator-indikator kemiskinan.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisis Multivariat

Analisis multivariat adalah metode statistik yang digunakan untuk menganalisis hubungan antara lebih dari dua variabel secara simultan. Analisis statistika multivariat merupakan analisis statistika yang digunakan untuk menguji hubungan antar variabel secara bersamaan. Apabila hasil pengamatan tersebut merupakan kumpulan beberapa variabel acak yang saling berkorelasi maka analisis semacam ini akan diperlukan untuk mengamati gejala yang mungkin terjadi dari data hasil pengukuran tersebut. Struktur data dalam analisis multivariat terdiri dari objek  $n$  dan  $p$  variabel ( $\mathbf{X} = \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_p$ ) dapat dinyatakan dalam bentuk matriks sebagai berikut (Johnson dan Wichern, 2007).

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

## 2.2 Analisis Biplot

Analisis biplot diperkenalkan pertama kali oleh Gabriel pada tahun 1971 dan dikembangkan lebih lanjut oleh Gower dan Hand tahun 1996. Analisis biplot adalah upaya untuk memberikan peragaan secara grafis dari matriks data  $X$  dalam suatu plot dengan menumpang tindihkan vektor-vektor baris matriks  $X$  yang menggambarkan objek dengan vektor-vektor yang mewakili kolom matriks  $X$  yang menggambarkan variabel (Hubert dkk., 1971).

Menurut Mattjik dan Sumertajaya (2011) analisis biplot adalah analisis yang memaparkan gambaran berupa grafik dua dimensi tentang kedekatan antar objek, keragaman peubah, korelasi antar peubah dan keterkaitan antar objek. Analisis biplot dilandasi oleh penguraian nilai singular atau sering dikenal juga *Singular Value Decomposition* (SVD).

Analisis ini bertujuan memperagakan suatu matriks dengan menumpang tindihkan vektor-vektor yang merepresentasikan vektor-vektor baris dengan vektor-vektor yang merepresentasikan vektor-vektor kolom matriks tersebut. Biplot merupakan salah satu upaya menggambarkan data-data yang terdapat pada tabel ringkasan di grafik berdimensi dua. Menggunakan penyajian seperti ini, karakteristik-karakteristik variabel serta objek pengamatan dan posisi relatif antara objek pengamatan dengan variabel bisa dianalisis. Informasi yang diberikan oleh biplot meliputi objek serta variabel (Anuraga, 2015).

Analisis biplot adalah suatu metode multivariat yang menggunakan baris dan kolom dalam suatu grafik. Metode ini digunakan untuk menampilkan objek dan

variabel-variabel dengan objek yang diteliti. Biplot merupakan teknik statistik deskriptif dimensi ganda yang dapat menyajikan secara simultan segugus objek pengamatan dan variabel dalam suatu grafik pada suatu bidang datar sehingga ciri-ciri variabel dan objek pengamatan serta posisi relatif antara objek pengamatan serta posisi relatif antara objek pengamatan dengan variabel dapat dianalisis (Pogalin,2021).

### 2.3 Singular Value Decomposition (SVD)

Menurut Jolliffe (2002) analisis biplot klasik didasarkan pada penguraian nilai singular atau *Singular Value Decomposition* (SVD) yang menyatakan bahwa matriks  $\mathbf{X}$  yang berukuran  $(n \times p)$  dari  $n$  banyaknya objek pengamatan serta  $p$  banyaknya variabel, dapat ditulis menjadi:

$$\mathbf{X}_{(n \times p)} = \mathbf{U}_{(n \times p)} \mathbf{\Lambda}_{(p \times p)} \mathbf{V}_{(p \times p)}^T \quad (2.2)$$

Di mana:

$\mathbf{X}_{(n \times p)}$  = Matriks data berukuran  $n \times p$  yang dikoreksi terhadap nilai rata-ratanya .

$\mathbf{U}_{(n \times p)}$  = Matriks *orthogonal* yaitu matriks dengan kolom *orthonormal* sehingga

$$\mathbf{U}^T \mathbf{U} = \mathbf{I}_r \text{ (Matriks identitas berdimensi } r \text{)}$$

Kolom matriks  $\mathbf{U}$  berisi *vector eigen* matriks  $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$  dengan  $v_i, i = 1, 2, \dots, r$  adalah *vector eigen* ke- $i$  yang bersesuaian dengan nilai eigen tak nol matriks  $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ . Matriks  $\mathbf{U}$  didefinisikan sebagai:

$$\mathbf{U} = \left[ \frac{x_{v1}}{\sqrt{\lambda_1}}, \frac{x_{v2}}{\sqrt{\lambda_2}}, \dots, \frac{x_{vr}}{\sqrt{\lambda_r}} \right]; \text{ dengan kolom-kolom matriks } \mathbf{U} \text{ disebut vector singular kolom matriks } \mathbf{X} \text{ dalam ruang berdimensi } n.$$

$\mathbf{\Lambda}_{(p \times p)}$  = Matriks diagonal berukuran  $p \times p$  dengan unsur diagonal utamanya adalah,

akar kuadrat dari nilai eigen  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$  atau  $\mathbf{X} \mathbf{X}^T$ .

Matriks  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$  dan  $\mathbf{X} \mathbf{X}^T$  merupakan matriks simetri dengan nilai eigen ( $\lambda$ ) non negative dan akar ciri (nilai eigen) tak nol matriks  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$  dan  $\mathbf{X} \mathbf{X}^T$  Adalah sama.  $\sqrt{\lambda_1}$  dengan  $i = 1, 2, \dots, r$  merupakan nilai eigen tersebsar ke-I sehingga  $\sqrt{\lambda_1} \geq \sqrt{\lambda_2} \geq \dots \geq \sqrt{\lambda_r}$ , oleh karena itu, matriks  $\mathbf{\Lambda}$  didefinisikan sebagai berikut:

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \sqrt{\lambda_1} & \vdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \sqrt{\lambda_1} \end{bmatrix} \text{ dengan unsur-unsur diagonal matriks } \mathbf{\Lambda} \text{ disebut nilai}$$

singular dari martiks  $\mathbf{X}$ .

$\mathbf{V}'_{(p \times p)}$  = Matriks berukuran  $p \times p$  yang merupakan matriks dengan kolom

orthonomal sehingga  $\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}$ . Kolom-kolom matriks  $\mathbf{V}$  Adalah vector eigen dari matriks  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$  yang bersesuaian dengan nilai eigen. Matriks  $\mathbf{V}$  didefinisikan ssebagai:

$\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_r]$ ; dengan kolom-kolom matriks  $\mathbf{V}$  disebut sebagai vector singular varis matriks  $\mathbf{X}$  dalam ruang berdimensi  $p$ .

Unsur diagonal dari matriks  $\mathbf{\Lambda}$  disebut SVD dari matriks  $\mathbf{X}$  sedangkan  $r$  merupakan *rank* dari matriks  $\mathbf{X}$ , SVD bergantung pada *rank* dar matriks  $\mathbf{X}$  atau  $r = \min(n, p)$  (Solmun dan fernandes, 2008). Biplot digambarkan sebagai grafik dua dimensi, maka  $r$  yang digunakan Adalah  $r=2$ , sehingga diperoleh penguraian matriks sebagai berikut:

$$\mathbf{u} = [\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_1] \quad \mathbf{v} = [\mathbf{v}_1 \quad \mathbf{v}_1] \quad \mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \lambda_2 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{u}_1 = \begin{bmatrix} u_{11} \\ u_{12} \\ \vdots \\ u_{1n} \end{bmatrix} \quad \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} u_{21} \\ u_{22} \\ \vdots \\ u_{2n} \end{bmatrix} \quad \mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} v_{11} \\ v_{12} \\ \vdots \\ v_{1n} \end{bmatrix} \quad \mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} v_{21} \\ v_{22} \\ \vdots \\ v_{2n} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Gabriel (1971) mendefinisikan  $\mathbf{\Lambda}^\alpha = (\sqrt{\lambda_1^\alpha}, \sqrt{\lambda_2^\alpha}, \dots, \sqrt{\lambda_r^\alpha})$  dengan  $\alpha \in [0, 1]$  dan memperkirakan  $\mathbf{G} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda}^\alpha, \mathbf{H} = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda}^{1-\alpha}$  kemudian dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{V}^T \quad (2.5)$$

$$= (\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}^\alpha)(\mathbf{V}\mathbf{\Lambda}^{1-\alpha}\mathbf{V}^T) \quad (2.6)$$

$$= \mathbf{G}^T \mathbf{H} \quad (2.7)$$

Oleh karena itu, elemen  $(i,j)$  dari matriks data  $\mathbf{X}_{(n \times p)}$  dapat dinyatakan:

$$\mathbf{X}_{(i,j)} = \mathbf{g}_i^T \mathbf{h}_j \quad (2.8)$$

Dimana  $\mathbf{g}_i^T, i = 1, 2, \dots, n$  dan  $\mathbf{h}_j, j = 1, 2, \dots, p$  Adalah vector kolom dari  $\mathbf{G}$  dan  $\mathbf{H}$ , masing-masing, dengan elemen  $r$ . Disini,  $n$  baris dari  $\mathbf{G}$  sesuai dengan baris  $\mathbf{X}$  dan  $p$  baris dari  $\mathbf{H}$  sesuai dengan kolom  $\mathbf{X}$ .

### 2.3.1 Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Misalkan  $A$  adalah suatu matriks kuadrat  $n \times n$ . Kita mencari skalar  $\lambda$  (nilai eigen) dan vektor bukan nol  $\mathbf{x}$  (vektor eigen) sedemikian sehingga

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \quad (2.9)$$

Dimana:

$\lambda$  adalah nilai eigen.

$\mathbf{x}$  adalah vektor eigen yang bersesuaian dengan  $\lambda$ .

Kita cari  $\lambda$ . dan  $\mathbf{x} \neq 0$  sehingga

$$|\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I}|\mathbf{x} = 0 \quad (2.10)$$

Karena  $\mathbf{x} \neq 0$ , system homogen ini memiliki solusi non-trivial hanya jika

$$\det|\mathbf{A} - \lambda\mathbf{I}| \quad (2.11)$$

Persamaan (2.10) disebut polinomial karakteristik dari  $\mathbf{A}$ . Derajat polinomial ini adalah  $n$ , maka ada paling banyak, nilai eigen yang mengikuti multiplikitas dalam kompleks.

## 2.4 Robust Singular Value Decomposition (RSVD)

Pada analisis robust biplot, analisis biplot dapat dibangkitkan dengan menggunakan matriks covariance yang robust. Analisis tersebut dilakukan dengan menduga *eigen value*, *eigen vector* kiri ( $\mathbf{U}$ ) dan *eigen vector* kanan ( $\mathbf{A}$ ) sehingga hasil dugaan tersebut tahan terhadap data pencilan. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk mengestimasi rata-rata dan matriks kovarians secara robust terhadap pencilan adalah metode *Minimum Covariance Determinant* (MCD).

Metode *Minimum Covariance Determinant* adalah estimator robust untuk lokasi multivariat dan penyebaran (scatter) yang bekerja dengan memilih subset dari data yang terdiri atas  $r$  pengamatan dari total  $n$ , dimana matriks kovarians dari subset tersebut memiliki determinan terkecil dibanding semua subset lain; rata-rata dan kovarians estimasi kemudian diambil berdasarkan subset ini.

Algoritma Fast- MCD dilakukan dengan tahapan sebagai berikut:

1. Mengambil himpunan  $X$  secara acak. Misalkan himpunan bagian tersebut sebagai  $H_1$  dimana  $H = \frac{n+p+1}{2}$ ,  $n$  dan  $p$  masing-masing adalah banyaknya objek dan variabel.
2. Memperoleh vektor rata-rata  $T_1$  dan matriks kovarian  $\mathbf{S}_1$  dari  $H_1$  dengan

$$\mathbf{T}_1 = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h x_i \text{ dan } \mathbf{S}_1 = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h (x_i - \mathbf{T}_1)^T (x_i - \mathbf{T}_1) \quad (2.12)$$

3. Hitung determinan dari matriks varian kovarian  $\mathbf{S}_1$

4. Hitung jarak relatif dari setiap persamaan terhadap rata-rata dan matriks varian kovarian dengan persamaan:

$$d_1(i) = \sqrt{(x_i - \mathbf{T}_i)^T \mathbf{S}_1^{-1} (x_i - \mathbf{T}_i)} \quad (2.13)$$

5. Urutkan jarak relative berdasarkan jarak mahalanobis dari yang terkecil hingga yang terbesar
6. Bentuk himpunan bagian baru dengan  $H_2$  sedemikian sehingga

$$\{d_i(i); i \in H_2 := \{(d_1)_{1:n}, (d_1)_{2:n}, \dots, (d_1)_{h:n}\} \} \quad (2.14)$$

dimana

$$(d_1)_{1:n} \leq (d_1)_{2:n} \leq \dots \leq (d_1)_{h:n}$$

7. Hitung vektor rata-rata  $\mathbf{T}_2$ , matriks varian kovarian  $S_2$  dan  $d_2(i)$  dari  $H_2$
8. Ulangi langkah 1 sampai 6 hingga didapat bahwa  $\det(S_2) \leq \det(S_1)$

## 2.5 Pencilan (*Outlier*)

Keragaman data sangat dibutuhkan dalam analisis statistika, namun keragaman data juga dapat menyebabkan adanya nilai pengamatan yang berbeda dengan nilai pengamatan lain. Dapat diartikan terdapat beberapa data yang berbeda dengan pola keseluruhan data. Penyebab pencilan dapat disebabkan oleh kesalahan pengamatan, pencatatan maupun kesalahan lainnya. Pencilan merupakan data yang mempunyai karakteristik unik terlihat sangat jauh berbeda dari hasil pengamatan lain dan muncul dalam bentuk nilai ekstrim baik untuk peubah tunggal atau peubah kombinasi (Hair, dkk., 1998).

Menurut Rahmantya (2009) terdapat beberapa kemungkinan munculnya pencilan, yaitu:

1. Kesalahan prosedur dalam memasukkan data



2. Karena keadaan yang benar-benar khusus, seperti pandangan responden pada sesuatu yang menyimpang
3. Karena ada alasan yang tidak diketahui penyebabnya oleh peneliti
4. Muncul dalam kisaran nilai, tetapi bila dikombinasi dengan peubah lain menjadi ekstrim

Pencilan biasa dihilangkan atau tidak diikutsertakan dalam proses pengolahan data kecuali pencilan yang memberikan informasi penting tentang model. Pencilan dapat diatasi dengan transformasi data yang mana pencilan tetap dipertahankan dan juga mengurangi besarnya keragaman. Selain itu, ada beberapa teknik analisis yang digunakan untuk mengatasi pencilan seperti metode robust yang tidak sensitif terhadap pencilan (Soemartini, 2007).

## **2.6 Pendeteksian *Multivariate Outlier***

Pendeteksian pencilan pada kasus data multivariat tidak mudah dilakukan karena adanya efek masking dan swamping. Masking terjadi pada saat pengamatan pencilan tidak terdeteksi dikarenakan adanya pengamatan pencilan lain yang berdekatan, sedangkan swamping terjadi saat pengamatan baik teridentifikasi sebagai pengamatan pencilan. Menurut Barnett dan Lewis (1978), pencilan merupakan suatu pengamatan yang tidak mengikuti sebagian besar pola dan biasanya terletak jauh dari pusat data. Beberapa cara untuk mendeteksi pencilan dalam multivariat, yaitu dengan melalui jarak Mahalanobis dan melalui jarak *robust*.

### 2.6.1 Jarak Mahalanobis

Jarak Mahalanobis menyatakan bahwa pengamatan ke- $j$  dikatakan pencilan apabila jaraknya lebih besar dari nilai *chi-square* tabel pada sejumlah pengamatan.

Perhitungan jarak Mahalanobis sebagai berikut:

$$d_{MD}^2 = (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) > X_{p,(1-a)}^2, j = 1, 2, \dots, n \quad (2.15)$$

dengan:

$\bar{\mathbf{x}}$  : vector rata-rata

$\mathbf{S}$  : matriks varian kovarian

$p$  : banyaknya variabel pengamatan

$\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$  : observasi sampel

Untuk mendeteksi adanya pencilan tunggal dapat menggunakan jarak mahalanobis. Jika  $p > 2$  akan sulit dalam melakukan pendeteksian adanya pencilan pada  $p$  variabel data. Jika terdapat pencilan tunggal dapat kita gunakan jarak mahalanobis, namun pendekatan ini kurang efektif untuk pengamatan yang pencilannya lebih dari satu. Pengaruh masking (penyamaran) dan swamping (pelimpahan) dapat menyebabkan identifikasi pencilan menjadi kurang optimal. Penyamaran terjadi ketika pengamatan pencilan tidak terdeteksi dikarenakan adanya pengamatan pencilan lain yang berdekatan, sedangkan pelimpahan terjadi saat teridentifikasinya pengamatan baik sebagai pengamatan pencilan (Rencher, 2002).

### 2.6.2 Jarak Robust

Jarak robust merupakan pendekatan untuk mengidentifikasi pencilan pada data multivariat, dengan menggunakan penaksir dari vektor rata-rata ( $\mathbf{x}$ ) dan matriks varian kovarian ( $\mathbf{S}$ ). Sehingga, metode ini mampu meminimumkan pengaruh dari adanya efek masking (penyamaran) dan swamping (pelimpahan) dalam pendeteksian pencilan (Rencher, 2002). Salah satu penduga robust yang memiliki kemampuan mengukur jarak dan mendeteksi titik *leverage* (pencilan yang disebabkan oleh variabel independen) adalah *Minimum Covariance Determinant* (MCD). Suatu pengamatan  $i$  diidentifikasi sebagai pencilan jika jarak mahalonis robust sebagai berikut:

$$d_{RD}^2 = (\mathbf{x}_i - \overline{\mathbf{x}_{MCD}})^T \mathbf{S}_{MCD}^{-1} (\mathbf{x}_i - \overline{\mathbf{x}_{MCD}}) > X_{P,(1-a)}^2, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.16)$$

dimana  $\mathbf{x}_{MCD}$  dan  $\mathbf{S}_{MCD}$  menyatakan vektor rata-rata dan matriks varian kovarian dari sebagian data  $\mathbf{X}$  yang mempunyai determinan matriks varian kovarian terkecil (Hubert, dkk., 2005).

## 2.7 Pemeriksaan Kesesuaian Biplot

Rencher (2002) mengemukakan bahwa ukuran kesesuaian biplot dapat dievaluasi dengan menguji dua nilai eigen  $\lambda_1$  dan  $\lambda_2$  dengan pendekatan matriks  $\mathbf{X}$  berdimensi dua dalam bentuk:

$$\rho^2 = \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)}{\sum_{k=1}^r \lambda_k} \quad (2.17)$$

dengan:

$\lambda_1$  : nilai eigen terbesar ke-1

$\lambda_2$  : nilai eigen terbesar ke-2

$\lambda_k$  : nilai eigen ke-k, dengan  $k = 1, 2, \dots, r$

Apabila  $\rho^2$  mendekati nilai satu, maka biplot memberikan peyajian yang semakin baik mengenai informasi data yang sebenarnya.

## 2.8 Interpretasi

Mattjik dan Sumerterja (2011), menyatakan informasi yang didapatkan dari analisis biplot yaitu:

### 1. Kedekatan antar objek

Kemiripan sifat dari dua objek menjelaskan kedekatan antar objek. Semakin dekat letak dua objek kemiripan dua objek akan semakin tinggi. Dengan menggunakan jarak Euclid antara  $g_i$  dan  $g_j$  dapat diketahui seberapa dekat objek dengan satu sama lain pada gambar biplot.

$$d^2(g_i g_j) = (g_i - g_j)' (g_i - g_j) \quad (2.18)$$

Keterangan:

$d(g_i g_j)$  : Jarak Euclidean

$g_i$  : vektor baris matriks  $\mathbf{G}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$

$h_j$  : vektor baris matriks  $\mathbf{H}$ ,  $j = 1, 2, \dots, p$

## 2. Keragaman variabel

Keragaman variabel dapat dilihat berdasarkan panjang vektor variabel. Variabel yang nilai keragamannya kecil digambarkan sebagai vektor pendek. Sebaliknya variabel yang nilai keragamannya besar digambarkan sebagai vektor panjang.

## 3. Korelasi antar variabel

Dua variabel memiliki nilai korelasi positif jika digambarkan sebagai dua buah vektor yang membentuk sudut lancip. Sebaliknya dua variabel akan memiliki nilai korelasi negatif jika digambarkan sebagai dua buah vektor yang membentuk sudut tumpul. Jika digambarkan sebagai dua vektor yang membentuk sudut segitiga siku-siku maka dua variabel tidak memiliki nilai korelasi.

#### 4. Nilai variabel pada suatu objek

Objek yang letaknya searah dengan arah dari vektor variabel akan memiliki nilai diatas rata-rata. Sebaliknya, jika objek yang letaknya berlawanan arah dari vektor variabel maka akan memiliki nilai dibawah rata-rata. Kegunaan nilai variabel pada suatu objek adalah untuk melihat peubah ciri dari setiap objek. Dengan melakukan proyeksi orthogonal dari objek ke vektor peubah maka dapat terlihat nilai peubah pada suatu objek.

## 2.9 Kemiskinan

Secara etimologis, “kemiskinan” berasal dari kata “miskin” yang artinya tidak berharta benda dan serba kekurangan. Badan Pusat Statistik mendefinisikan sebagai ketidakmampuan individu dalam memenuhi kebutuhan dasar minimal untuk hidup layak lebih jauh disebutkan kemiskinan merupakan sebuah kondisi yang berada dibawah garis nilai standar kebutuhan minimum, baik untuk makanan dan non makanan yang disebut garis kemiskinan (*poverty line*) atau disebut juga batas kemiskinan (*poverty threshold*). Menurut Cahyat (2007), kemiskinan adalah suatu situasi dimana seseorang atau rumah tangga mengalami kesulitan untuk memenuhi kebutuhan dasar, sementara lingkungan penduduknya kurang memberikan peluang untuk meningkatkan kesejahteraan secara berkesinambungan atau untuk keluar dari kerentanan.

Menurut Adisasmita (2006: 144) indikator kemiskinan masyarakat desa yaitu:

1. Kurangnya kesempatan memperoleh Pendidikan.
2. Memiliki lahan dan modal pertanian yang terbatas.

3. Tidak adanya kesempatan menikmati investasi disektor pertanian.
4. Tidak terpenuhinya salah satu kebutuhan dasar (pangan, papan, perumahan).
5. Menggunakan cara-cara pertanian tradisional.
6. Kurangnya produktivitas usaha.
7. Tidak adanya Tabungan.
8. Kesehatan yang kurang terjamin.
9. Tidak memiliki asuransi dan jaminan social.
10. Terjadinya korupsi, kolusi dan nepotisme dalam pemerintahan desa.
11. Tidak memiliki akses memperoleh air bersih.
12. Tidak adanya partisipasi dalam pengambilan Keputusan *public*.

Kemiskinan juga terbagi menjadi tiga konsep, yaitu:

1. Kemiskinan absolut dirumuskan dengan membuat ukuran tertentu yang kongkret, ukuran ini lazimnya berorientasi pada kebutuhan hidup dasar minimum anggota masyarakat yang dipergunakan sebagai acuan memang berlainan. Karena ukurannya dipastikan, konsep kemiskinan ini mengenal garis batas kemiskinan. Pernah ada gagasan yang ingin memasukkan kebutuhan dasar kultur seperti pendidikan, keamanan, rekreasi dan sebagainya, disamping kebutuhan fisik. Konsep dan ukuran kemiskinan itu berbeda- beda di setiap daerah, contohnya kebutuhan masyarakat pedesaan berbeda dengan kebutuhan masyarakat perkotaan, dan begitu pula antara masyarakat desa pertanian dan desa nelayan. Meskipun demikian konsep ini sangat populer (TNP2K, 2017).
2. Kemiskinan relatif dirumuskan dengan dimensi tempat dan waktu. Asumsinya adalah kemiskinan di suatu daerah berbeda dengan daerah lainya, dan kemiskinan pada waktu tertentu berbeda dengan waktu yang lain, konsep kemiskinan ini biasanya diukur berdasarkan pertimbangan anggota masyarakat tertentu, dengan berorientasi pada derajat kekayaan hidup. Konsep ini juga telah memperoleh banyak keritikan, terutama karena sangat sulit menentukan bagaimana hidup yang layak itu. Ukuran kelayakan juga beragam dan terus berubah - ubah. Apa yang

dianggap layak dalam komunitas tertentu boleh jadi tidak layak bagi komunitas lainnya. Begitupun sebaliknya, apa yang dianggap layak pada saat ini boleh jadi tidak layak pada dua - lima tahun kedepan (Mustika et al., 2022),

3. Kemiskinan subyektif dirumuskan berdasarkan kelompok kemiskinan itu sendiri. Konsep ini tidak mengenal dan tidak memperhitungkan. Kelompok menurut ukuran kita berbeda di bawah kemiskinan, boleh jadi tidak menganggap dirinya semacam itu dan demikian pula sebaliknya. Oleh karena itu konsep kemiskinan ini dianggap lebih tepat apabila dipergunakan untuk memahami kemiskinan dan merumuskan cara atau strategi yang efektif untuk penanggulangannya (Andayani et al., 2018)).

## **2.10 Indikator-Indikator Kemiskinan**

Indikator-indikator kemiskinan yang digunakan secara umum adalah tingkat upah, pendapatan, konsumsi, mortalitas anak usia balita, imunisasi, kekurangan gizi anak, tingkat fertilitas, tingkat kematian ibu, harapan hidup rata-rata, tingkat penyerapan anak usia sekolah dasar, proporsi pengeluaran pemerintah untuk pelayanan kebutuhan dasar masyarakat, pemenuhan bahan pangan (kalori/protein), air bersih, perkembangan penduduk, melek huruf, urbanisasi, pendapatan per kapita, dan distribusi pendapatan. Tolok ukur kemiskinan bukan hanya hidup dalam kekurangan pangan dan tingkat pendapatan yang rendah, akan tetapi melihat tingkat kesehatan, pendidikan dan perlakuan adil di muka hukum dan sebagainya (Adisasmita, 2006). BPS dengan jelas mengimplentasi dan mengukur indikator kemiskinan berdasarkan hal-hal berikut ini:



## 1. Persentase Penduduk Miskin

Persentase Penduduk Miskin (*Headcount Index*/PO) adalah proporsi jumlah penduduk miskin yang berada di bawah garis kemiskinan terhadap total jumlah penduduk di suatu daerah. *Headcount Index* secara sederhana mengukur proporsi yang dikategorikan miskin. Mengetahui persentase penduduk yang dikategorikan miskin. Persentase penduduk miskin dirumuskan:

$$\text{Persentase Penduduk Miskin(\%)} = \frac{\text{Jumlah penduduk miskin}}{\text{Total penduduk}} \times 100\% \quad (2.19)$$

## 2. Indeks Kedalaman Kemiskinan

Indeks Kedalaman Kemiskinan (*Poverty Gap Index*/P1) adalah Ukuran rata-rata kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap garis kemiskinan. Nilai agregat dari *poverty gap index* menunjukkan biaya mengentaskan kemiskinan dengan membuat target transfer yang sempurna terhadap penduduk miskin dalam hal tidak adanya biaya transaksi dan faktor penghambat.

Semakin kecil nilai *poverty gap index*, semakin besar potensi ekonomi untuk dana pengentasan kemiskinan berdasarkan identifikasi karakteristik penduduk miskin dan juga untuk target sasaran bantuan dan program. Penurunan nilai indeks Kedalaman Kemiskinan mengindikasikan bahwa rata-rata pengeluaran penduduk miskin cenderung makin mendekati garis kemiskinan dan ketimpangan pengeluaran penduduk miskin juga semakin menyempit (BPS, 2019).

### 3. Indeks Keparahan Kemiskinan

Indeks Keparahan Kemiskinan (*Poverty Severity Index/P2*) adalah indeks yang memberikan informasi mengenai gambaran penyebaran pengeluaran di antara penduduk miskin. Memberikan informasi yang saling melengkapi pada insiden kemiskinan. Sebagai contoh, mungkin terdapat kasus bahwa beberapa kelompok penduduk miskin memiliki insiden kemiskinan yang tinggi tetapi jurang kemiskinannya (*poverty gap*) rendah, sementara kelompok penduduk lain mempunyai insiden kemiskinan yang rendah tetapi memiliki jurang kemiskinan yang tinggi bagi penduduk yang miskin. Semakin tinggi nilai indeks, semakin tinggi ketimpangan pengeluaran di antara penduduk miskin (BPS, 2019).

### 4. Tingkat Pengangguran Terbuka

TPT (Tingkat Pengangguran Terbuka) adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Angkatan Kerja adalah penduduk usia kerja (15 tahun ke atas) yang bekerja atau punya pekerjaan namun sementara tidak bekerja, dan pengangguran. Pengangguran yaitu: (1) penduduk yang aktif mencari pekerjaan, (2) penduduk yang sedang mempersiapkan usaha/pekerjaan baru, (3) penduduk yang tidak mencari pekerjaan karena merasa tidak mungkin mendapat pekerjaan, (4) kelompok penduduk yang tidak aktif mencari pekerjaan dengan alasan sudah mempunyai pekerjaan tetapi belum mulai bekerja. TPT dapat ditentukan dengan rumus:

$$TPT = \frac{\text{Jumlah pengangguran}}{\text{Jumlah angkatan kerja}} \times 100\% \quad (2.20)$$

## 5. Rata-rata Lama Sekolah

Rata-rata Lama Sekolah (RLS) adalah indikator yang menunjukkan jumlah tahun pendidikan formal yang telah ditempuh oleh penduduk, khususnya mereka yang berusia 25 tahun ke atas. RLS dihitung berdasarkan total lama sekolah penduduk dalam kelompok usia tersebut dibagi dengan jumlah penduduk di kelompok usia yang sama. Pendidikan yang dihitung termasuk tingkat pendidikan dasar hingga menengah, dengan asumsi bahwa pada usia 25 tahun, proses pendidikan formal umumnya telah selesai.

## 6. Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja

Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) adalah indikator yang mengukur proporsi penduduk usia kerja yang aktif dalam pasar tenaga kerja, baik yang bekerja maupun yang sedang mencari pekerjaan. TPAK dinyatakan dalam persentase dan dihitung dengan rumus:

$$TPAK = \frac{\text{Jumlah angkatan kerja}}{\text{Jumlah penduduk usia kerja}} \quad (2.21)$$

## 7. Indeks Ketimpangan Gender

Indeks ketimpangan gender adalah ukuran yang menunjukkan tingkat ketidaksetaraan antara laki-laki dan perempuan dalam pembangunan manusia. Indeks ini dihitung berdasarkan tiga dimensi utama:

- Kesehatan reproduksi yang diukur dengan angka kematian ibu dan angka kelahiran remaja.

- Pemberdayaan yang diukur dengan proporsi kursi di parlemen yang ditempati perempuan, serta proporsi penduduk perempuan dan laki-laki dengan pendidikan menengah atas.
- Partisipasi ekonomi yang diukur dengan tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK) perempuan disbanding laki-laki.

Indeks ketimpangan gender berkisar 0-1:

- 0 = tidak ada ketimpangan gender (kesetaraan penuh)
- 1 = ketimpangan gender sangat tinggi

#### 8. Umur Harapan Hidup Saat Lahir

Umur Harapan Hidup saat Lahir (UHH) adalah indikator yang menggambarkan rata-rata jumlah tahun yang diharapkan dapat dijalani oleh seorang bayi yang baru lahir, berdasarkan kondisi kesehatan dan faktor-faktor sosial-ekonomi pada saat itu. UHH dihitung dengan mempertimbangkan angka kematian pada berbagai usia dan mencerminkan kualitas hidup serta akses terhadap layanan kesehatan di suatu wilayah.

### **III. METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Waktu dan Tempat Penelitian**

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun akademik 2024/2025, bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

#### **3.2 Data Penelitian**

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder indikator kemiskinan per Kabupaten/Kota di Provinsi Lampung , yakni sebanyak 13 kabupaten dan 2 kota pada tahun 2024 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Lampung.

Tabel 1. Variabel Independen Pada Penelitian

| No | Variabel | Keterangan                                   |
|----|----------|----------------------------------------------|
| 1. | $X_1$    | Persentase Penduduk Miskin (Persen)          |
| 2. | $X_2$    | Indeks Kedalaman Kemiskinan (Persen)         |
| 3. | $X_3$    | Indeks Keparahan Kemiskinan (Persen)         |
| 4. | $X_4$    | Tingkat Pengangguran Terbuka (Persen)        |
| 5. | $X_5$    | Rata-rata Lama Sekolah (Tahun)               |
| 6. | $X_6$    | Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (P ersen) |
| 7. | $X_7$    | Indeks Ketimpangan Gender                    |
| 8. | $X_8$    | Umur Harapan Hidup Saat Lahir (Tahun)        |

### 3.3 Metode Penelitian

Pada penelitian ini, Analisis Biplot *Robust Singular Value Decomposition* dikerjakan dengan bantuan software *Python* didukung oleh google colab. Adapun langkah-langkah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendeskripsikan data setiap variabel dalam bentuk tabel berdasarkan kabupaten/kota di Lampung
2. Menguji pencilaan data
3. Memperoleh matriks kovarian menggunakan metode MCD

Tahapan Algoritma *Fast-MCD* adalah sebagai berikut:

- a. Memperoleh himpunan bagian  $\mathbf{R}_1$  berisi  $r$  elemen secara acak dari matriks  $\mathbf{X}$  dengan jumlah elemen sebanyak:

$$r = \frac{(n + p + 1)}{2}$$

dengan  $n$  dan  $p$  adalah ukuran sampel dan jumlah variabel dalam data.

- b. Menghitung vector rata-rata  $\bar{X}_1$  dan matriks kovarian  $G_1$  dari himpunan bagian  $R_1$  dengan menggunakan rumus yang hasilnya adalah berikut ini:

$$\bar{X}_1 = \frac{1}{x} \sum_{i \in K}^r x_1$$

$$G_1 = \frac{1}{r-1} \sum_{i=1}^r [x_1 - \bar{X}_1]^T [[x_1 - \bar{X}_1]]$$

- c. Menghitung determinan matriks  $G_1$
- d. Menghitung jarak relative dari setiap pengamatan  $X_1$  dan  $G_1$  menggunakan jarak mahalanobis  $d(x_1, \bar{X}_1, G_1) = \sqrt{(x_1 - \bar{X}_1)' G_1^{-1} (x_1 - \bar{X}_1)}$  untuk  $i = 1, 2, \dots, n$ . Kemudian mengurutkan jarak mahalanobis setiap pengamatan mulai dari yang terkecil hingga yang terbesar.
- e. Mengambil himpunan bagian  $R_2$  berisi elemen  $r$  dari objek yang memiliki jarak mahalanobis terkecil.
- f. Mengulang Langkah (b-e) sehingga diperoleh himpunan bagian yang konvergen dan memiliki determinan matriks kovarian paling kecil, yaitu  $|G_{n+1}| < |G_n|$
- g. Berdasarkan elemen  $r$ , maka selanjutnya data diboboti dengan  $w_1$  bernilai 1 jika jarak  $d^2(x_1, \bar{X}_1, G_1) \leq \chi_{p,1-\alpha}^2$  dan bernilai nol untuk nilai  $w_1$  lainnya.
- h. Berikutnya, berdasarkan elemen  $r$  tersebut, didapatkan penduga *fast MCD* yaitu vector rata-rata  $\bar{x}_{MCD}$  dan matriks kovarian  $G_{MCD}$ , dengan determinan matriks kovarian paling kecil. Dirumuskan sebagai berikut:

$$\bar{x}_{MCD} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_{ij}}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

$$G_{MCD} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i (x_{ij} - \bar{x}_{MCD})^T (x_{ij} - \bar{x}_{MCD})}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

Untuk memperoleh  $\bar{x}_{MCD}$  dan  $G_{MCD}$ , digunakan *software python* dengan *Robustbase Package*

4. Melakukan penguraian nilai singular atau *Singular Value Decomposition (SVD)* dengan menggunakan matriks  $\mathbf{G}_{MCD}$  yang didapat melalui algoritma *Fast MCD* pada Langkah ke-3
5. Membuat grafik *Biplot Robust* dan menghitung kesesuaian pada grafik. Grafik *Biplot Robust* didapat dengan bantuan *software python*.
6. Menginterpretasikan hasil grafik *Biplot Robust*, lalu mengambil Kesimpulan.



## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis pada bagian sebelumnya, dapat diambil Kesimpulan sebagai berikut:

1. Pemetaan Provinsi Lampung menggunakan Analisis Robust menggunakan MCD dengan area cluster ( $\alpha = 0.75$ ) terhadap data delapan indikator kemiskinan di Provinsi Lampung, diperoleh gambaran bahwa terdapat tiga kelompok kabupaten/kota yang memiliki karakteristik sosial ekonomi yang berbeda. Kelompok pertamanya terdiri atas Kota Bandar Lampung yang memiliki karakteristik paling menonjol dengan rata-rata lama sekolah dan umur harapan hidup tertinggi serta tingkat kemiskinan yang paling rendah, mencerminkan kemajuan pembangunan manusia yang signifikan. Kelompok kedua meliputi Kabupaten Mesuji, Tulang Bawang, Tulang Bawang Barat, Pringsewu, dan Kota Metro, dengan karakteristik tingkat partisipasi angkatan kerja dan umur harapan hidup yang lebih baik, menunjukkan kondisi kesejahteraan dan kesehatan yang relatif tinggi dibandingkan cluster pertama. Kelompok ketiga terdiri atas Kabupaten Way Kanan, Tanggamus, Lampung Tengah, Lampung Timur, Lampung Utara, Lampung Barat, Lampung Selatan, Pesawaran, dan Pesisir Barat, yang dicirikan oleh tingginya tingkat kemiskinan (persentase penduduk miskin, kedalaman, dan keparahan kemiskinan) serta indeks ketimpangan gender, menandakan rendahnya kualitas pendidikan, kesehatan, dan kesejahteraan masyarakat. Secara keseluruhan, hasil biplot menunjukkan bahwa variabel rata-rata lama sekolah, tingkat pengangguran terbuka, dan umur harapan hidup memiliki keragaman yang tinggi antar daerah, sedangkan indikator kemiskinan

cenderung homogen. Hubungan antar variabel menunjukkan adanya dua kelompok besar yang berlawanan arah, di mana indikator pembangunan manusia (pendidikan, kesehatan, dan tenaga kerja) berhubungan negatif dengan indikator kemiskinan, sehingga dapat disimpulkan bahwa semakin baik kualitas pendidikan dan kesehatan masyarakat, maka tingkat kemiskinan di suatu daerah akan semakin rendah. Kondisi ini menegaskan bahwa kesenjangan pembangunan antar kabupaten/kota di Provinsi Lampung masih cukup nyata, sehingga diperlukan upaya pemerataan kualitas pendidikan, kesehatan, dan kesempatan kerja guna menekan tingkat kemiskinan dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat secara menyeluruh.

2. Tingkat kesesuaian biplot yang diperoleh sebesar 71% yang berarti pemetaan kabupaten/kota di Provinsi Lampung berdasarkan data indikator kemiskinan dapat memberikan informasi yang cukup baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adawiyah El Sa'diyah. 2018. Kemiskinan dan Faktor-Faktor Penyebabnya. *Journal of Social Work and Social Service*, 1(1). 43-46.
- Adisasmita, R. 2006. *Pembangunan pedesaan dan perkotaan*. Graha Ilmu, Banten.
- Andayani, T. R., Hardjono, & Anggarani, F. K. 2018. *The conceptualization of subjective poverty in Indonesia*. In Asian Association of Indigenous and Cultural Psychology (AAICP) International Conference Proceedings (pp. 159). Kota Kinabalu, Sabah, Malaysia: AAICP.
- Anggriyani, Artha, Ida, Sri., Diah, Safitri & Triastuti, Wuryandari. 2016. Analisis Biplot Row Metric Preserving Untuk Mengetahui Karakteristik Provider Telepon Seluler Pada Mahasiswa S1 FSM Universitas Diponegoro. *Jurnal Gaussian*, 5(3). 333.
- Anuraga, G. 2015. Analisis biplot untuk pemetaan karakteristik kemiskinan pada kabupaten/kota di Jawa Timur. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori Dan Aplikasi Statistika*, 7(1). 26-34.

- Arliansyah, Fuadi, Wardhiah, Husni Pasarela, & Reza Juanda. 2024. *Kebijakan pengentasan kemiskinan di Indonesia: Sebuah fakta di Indonesia*. *Socius: Jurnal Penelitian Ilmu-Ilmu Sosial*, 2(1), 73–79.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2019. *Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten/Kota Tahun 2018*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Badan Pusat Statistik. 2025. *Persentase penduduk miskin (P0) menurut provinsi dan daerah*. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTkylzI%3D/persentase-penduduk-miskin--p0--menurut-provinsi-dan-daerah.html>. diakses pada tanggal 22 Juli 2025 pukul 16.00.
- Barnett, V., & Lewis, T. 1978. *Outliers in statistical data*. Wiley, New Jersey.
- Cahyat, A., Gönner, C., & Haug, M. 2007. *Mengkaji kemiskinan dan kesejahteraan rumah tangga: Sebuah panduan dengan contoh dari Kutai Barat, Indonesia*. CIFOR, Jawa Barat.
- Ferezagia, Debrina Vita. 2018. Analisis Tingkat Kemiskinan di Indonesia. *Jurnal Sosial Humaniora Terapan*, 1(1): 2.
- Filzmoser, P., Maronna, R. A., & Werner, M. 2008. Outlier identification in high dimensions. *Computational Statistics & Data Analysis*, 52(3): 1694–1711.
- Gabriel, K.R. 1971. The Biplot Graphic Display of Matrices With Application to Principal Analysis. *Journal Biometrika*, 58(3): 453-467.

- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. 1998. *Multivariate data analysis* (5th ed.). Prentice Hall, New Jersey.
- Hubert, M., Rousseeuw, P. J., & Vanden Branden, K. 2005. ROBPCA: A new approach to robust principal component analysis. *Technometrics*, **47**(1): 64–79.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. 2007. *Applied multivariate statistical analysis* (6th ed.). Pearson Prentice Hall, New Jersey.
- Jolliffe, I. T. 2002. *Principal Component Analysis* (2nd ed.). [Springer-Verlag](#), Heidelberg.
- Khotimah, N.H. Zakaria, La. 2023. Karakteristik Produksi Padi dan Pemetaan Luas Lahan Panen Menggunakan Analisis Biplot Berdasarkan Data Produktivitas Padi. *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika*, **4**(1): 543-544.
- Kuncoro, Amin. Harianto, Respati. Berlin, Setya, Kuncoro. 2021. *Pengantar Multivariate Analisis*. Eureka Media Aksara, Jawa Tengah.
- Leleury, Z.A. Antonia, E. Wokanubun. 2015. Analisis Biplot Pada Karakteristik Kemiskinan Di Provinsi Maluku. *Jurnal Ilmu Matematika Terapan*, **9**(1): 22-24.
- Mattjik, A. A., & Sumertajaya, I. M. 2011. *Sidik Peubah Ganda dengan Menggunakan SAS*. IPB Press, Bogor.

- Mustika, C., Haryadi, Junaidi, & Zamzami. 2022. Relative poverty and inequality of income distribution in Indonesia using Granger causality approach. *International Journal of Humanities Education and Social Sciences (IJHESS)*, **1**(6): 781–788
- Pogalin, R. O. M., Mongi, C. E., & Nainggolan, N. 2021. Analisis biplot untuk pemetaan kabupaten/kota di provinsi sulawesi utara berdasarkan beberapa variabel pendidikan. *Jurnal Mipa*, **10**(1): 1-4.
- Rencher, A. C. 2002. *Methods of Multivariate Analysis* (2nd ed.). John Wiley & Sons, New Jersey.
- Saputri, A.E. Dkk. 2023. Biplot and Procrustes Analysis of Poverty Indicators by Province in Indonesia in 2015 dan 2019. *Journal of Statistics and Data Science*, **2**(1): 2.
- Soemartini. 2007. *Pencilan (outlier)*. [http://resources.unpad.ac.id/unpad-content/uploads/publikasi\\_dosen/OUTLIER\(PENCILAN\).pdf](http://resources.unpad.ac.id/unpad-content/uploads/publikasi_dosen/OUTLIER(PENCILAN).pdf). diakses pada tanggal 22 Juli 2025 pukul 20.00
- Solimun, & Fernandes, A. A. R. 2008. *Modul Pelatihan Multivariate Analysis 6&8 Juni 2008*. LPM UB, Malang.
- Taki, F., Yahya, L., & Payu, M. 2023. Application of biplot analysis with robust singular value decomposition to poverty data in Sulawesi Island. *Media Statistika*, **15**(2): 220–230.

Adji, Ardi., Hidayat, Taufik., Asmanto, Priadi., Tuhiman, Hendratno., Kurniawati, Sandra & Maulana, Achmad. 2020. *Measurement of Poverty Line in Indonesia: Theoretical Review and Proposed Improvements*. TNP2K Working Paper48-e-2020, Jakarta, Indonesia