



## Penerapan Principal Component Analysis untuk Menentukan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Sumatera Utara

Ameliya<sup>1\*</sup>, Yumna Khairi Amani Piliang<sup>2</sup>, Annisa Hidayah<sup>3</sup>, Eka Sri Hartini Hasibuan<sup>4</sup>

<sup>1-4</sup> Program Studi Matematika, Fakultas Ilmu Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Medan, Indonesia

Email: [ameliya@mhs.unimed.ac.id](mailto:ameliya@mhs.unimed.ac.id)<sup>1</sup>, [yumnakhairi@mhs.unimed.ac.id](mailto:yumnakhairi@mhs.unimed.ac.id)<sup>2</sup>, [annisahidayah@mhs.unimed.ac.id](mailto:annisahidayah@mhs.unimed.ac.id)<sup>3</sup>, [ekasrihartinihsb@mhs.unimed.ac.id](mailto:ekasrihartinihsb@mhs.unimed.ac.id)<sup>4</sup>

\*Penulis Korespondensi: [ameliya@mhs.unimed.ac.id](mailto:ameliya@mhs.unimed.ac.id)

**Abstract.** This study aims to apply the Principal Component Analysis (PCA) method to identify the main factors influencing poverty in North Sumatra Province. Poverty rates in this region show significant variations among districts and cities, influenced by differences in social, economic, educational, and basic facility availability. The data used in this study include eleven indicators related to population, education, health, access to basic services, and economic conditions. All variables were initially normalized to ensure they had comparable scales, then PCA feasibility tests were conducted using MSA, KMO, and Bartlett's test, which indicated that the data were eligible for further analysis. The results of the PCA revealed three main components explaining a total of 69.91 percent of the variation. The first component represents regional population and economic factors, with the largest contributions coming from population density, open unemployment rate, and per capita expenditure. The second component reflects household living conditions, such as access to clean water, adequate sanitation, and health complaints. The third component describes the educational dimension through indicators of the population aged at the primary and secondary school levels. These findings indicate that poverty in North Sumatra is influenced not only by economic factors but also by the quality of basic services and education levels among the population. Therefore, this research is useful for policymakers at the central and regional government levels to consider the factors influencing the increase in poverty in North Sumatra.

**Keywords:** Basic Service Access, Economy, North Sumatra, PCA, Poverty.

**Abstrak.** Studi ini bertujuan untuk menerapkan metode Analisis Komponen Utama (PCA) guna mengidentifikasi faktor-faktor utama yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara. Tingkat kemiskinan di daerah ini menunjukkan variasi yang signifikan di antara kabupaten dan kota, dipengaruhi oleh perbedaan dalam kondisi sosial, ekonomi, pendidikan, dan ketersediaan fasilitas dasar. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup sebelas indikator yang berkaitan dengan populasi, pendidikan, kesehatan, akses terhadap layanan dasar, serta kondisi ekonomi. Semua variabel awalnya dinormalisasi untuk memastikan mereka memiliki skala yang dapat dibandingkan, kemudian dilakukan pengujian kelayakan PCA dengan menggunakan nilai MSA, KMO, dan uji Bartlett, yang menunjukkan bahwa data tersebut memenuhi syarat untuk analisis lebih lanjut. Hasil dari PCA mengungkapkan tiga komponen utama yang menjelaskan total variasi sebesar 69,91 persen. Komponen pertama mewakili faktor populasi dan ekonomi daerah, dengan kontribusi terbesar berasal dari kepadatan penduduk, tingkat pengangguran terbuka, dan pengeluaran per kapita. Komponen kedua mencerminkan kondisi kehidupan rumah tangga, seperti akses terhadap air bersih, sanitasi yang memadai, serta keluhan kesehatan. Komponen ketiga menggambarkan dimensi pendidikan melalui indikator populasi yang berada di tingkat sekolah dasar dan menengah. Temuan ini menunjukkan bahwa kemiskinan di Sumatera Utara tidak hanya dipengaruhi oleh aspek ekonomi tetapi juga oleh kualitas layanan dasar dan tingkat pendidikan di kalangan penduduk. Oleh karena itu, Penelitian ini bermanfaat bagi para pengambil keputusan di tingkat pemerintah pusat dan daerah untuk menilai elemen-elemen yang berdampak pada peningkatan angka kemiskinan di Sumatera Utara.

**Kata kunci:** Akses Layanan Dasar, Ekonomi, Kemiskinan, PCA, Sumatera Utara.

### 1. LATAR BELAKANG

Kemiskinan adalah salah satu masalah yang paling mendesak dalam pengembangan ekonomi di negara-negara yang sedang berkembang, termasuk Indonesia. Kondisi ini tidak

hanya berkaitan dengan keterbatasan sumber daya ekonomi tetapi juga mencerminkan kesenjangan dalam pendidikan, kesehatan, dan akses terhadap layanan dasar, sehingga menjadikannya fenomena multidimensi (Dhifaf et al., 2025). Melalui Rencana Pembangunan Nasional Jangka Menengah (RPJMN) 2020–2024, Indonesia bertujuan untuk mengurangi angka kemiskinan nasional menjadi 6–7%. Namun, beberapa provinsi masih menghadapi tantangan signifikan dalam mencapai target ini. Salah satu provinsi tersebut adalah Sumatera Utara, yang memainkan peran penting dalam perekonomian wilayah barat Indonesia. Menurut Badan Pusat Statistik (Statistik & Utara, 2025), terdapat sekitar 1,14 juta orang miskin, atau 7,36% dari total penduduk di Sumatera Utara. Meskipun persentase ini relatif lebih rendah dibandingkan dengan beberapa daerah lain, masih terdapat kesenjangan yang cukup besar antar kabupaten dan kota, yang menunjukkan akses yang tidak merata terhadap pendidikan, kesehatan, kesempatan kerja, dan kualitas infrastruktur. Situasi ini menunjukkan bahwa penyebab kemiskinan di Sumatera Utara beragam dan dipengaruhi oleh konteks sosial-ekonomi yang berbeda (Refkhi et al., 2024).

Berbagai penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa kemiskinan dipengaruhi oleh sejumlah faktor yang saling terkait, seperti tingkat pendidikan, kondisi demografis, tingkat pengangguran, ketidakmerataan pendapatan, akses terhadap layanan kesehatan, dan ketersediaan teknologi serta layanan dasar (Arifin et al., 2016; Aryanti & Sukardi, 2024; Wulansari et al., 2023). Namun, sebagian besar studi ini berfokus pada analisis terpisah dari setiap variabel, sehingga gagal untuk sepenuhnya memahami struktur kompleks indikator sosial ekonomi secara keseluruhan. Metode seperti itu dapat menyebabkan multikolinearitas, suatu kondisi di mana variabel independen saling terkait erat, yang mengakibatkan interpretasi dan analisis yang tidak akurat (Desi et al., 2025; Sriningsih et al., 2015). *Principal Component Analysis* (PCA) adalah teknik statistik multivariat yang banyak digunakan untuk mengurangi variabel struktural yang kompleks dengan mengubah sekumpulan variabel yang saling terkait erat menjadi komponen utama yang independen (Greenacre et al., 2023; Jolliffe et al., 2016). Meskipun PCA telah banyak diterapkan dalam berbagai penelitian, Sampai saat ini, belum ada penelitian yang menggunakan PCA untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara.

Hasil penelitian yang dilakukan oleh (Hilma et al., 2024) berjudul “*Identifikasi Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Papua dengan Principal Component Analysis*” menunjukkan bahwa PCA dapat mendorong enam belas variabel sosial ekonomi menjadi tiga komponen utama yang representatif. Hasil ini semakin memperkuat posisi PCA sebagai alat analisis yang efektif untuk mengeksplorasi faktor-faktor kemiskinan di daerah lain. Pentingnya

penelitian ini muncul dari masih adanya kesenjangan sosial ekonomi yang signifikan antar daerah di Sumatera Utara, serta kebutuhan akan metode analisis yang dapat menjelaskan secara menyeluruh struktur faktor-faktor kemiskinan untuk mendukung pembuatan kebijakan yang lebih tepat. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor utama yang berkontribusi terhadap kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara menggunakan pendekatan *Principal Component Analysis (PCA)*.

## **2. KAJIAN TEORITIS**

### **Konsep Kemiskinan**

Kemiskinan pada dasarnya merupakan kondisi rendahnya kemampuan individu maupun rumah tangga dalam memenuhi kebutuhan dasar hidup. Badan Pusat Statistik (2023) mengartikan kemiskinan sebagai ketidakmampuan memenuhi kebutuhan minimum makanan dan nonmakanan. Namun, pendekatan ini kemudian berkembang karena berbagai penelitian membuktikan bahwa kemiskinan tidak hanya ditentukan oleh pendapatan, melainkan juga dipengaruhi oleh faktor pendidikan, kesehatan, demografi, dan akses layanan dasar. Penelitian internasional seperti (Roblek & Kejžar, 2025) menyatakan bahwa kemiskinan bersifat multidimensi, artinya berbagai aspek sosial ekonomi saling berhubungan dalam menentukan kesejahteraan. Pendekatan multidimensi digunakan karena dua alasan utama: pertama, pendapatan sering tidak mencerminkan kondisi sosial masyarakat secara utuh; kedua, aspek seperti sanitasi, pendidikan, dan kualitas kesehatan terbukti memengaruhi kondisi ekonomi dalam jangka panjang. Di Indonesia, (Nahor & Anggraini, 2024) menunjukkan bahwa kemiskinan dipengaruhi oleh dinamika makro seperti jumlah penduduk, angka pengangguran, struktur ekonomi daerah, serta perbedaan akses pendidikan dan fasilitas kesehatan. Penelitian tersebut menegaskan bahwa pengukuran kemiskinan membutuhkan analisis menyeluruh terhadap variabel sosial ekonomi yang relevan. Dengan demikian, kemiskinan adalah fenomena yang kompleks dan tidak dapat dipahami hanya melalui satu indikator. Dibutuhkan pendekatan yang mampu menganalisis hubungan banyak variabel secara bersamaan.

### **Statistik Multivariat**

Statistik multivariat merupakan cabang ilmu statistik yang digunakan untuk menganalisis beberapa variabel secara bersamaan. Metode ini cocok digunakan ketika data memiliki banyak variabel yang saling berkorelasi, seperti pada penelitian kemiskinan. Analisis multivariat memungkinkan peneliti menemukan struktur tersembunyi dari hubungan antarvariabel. (Valentino et al., 2025) membuktikan bahwa PCA adalah metode yang dapat

menangani multikolinearitas dan kompleksitas data dengan sangat efektif. Metode ini menghasilkan komponen baru yang lebih sederhana untuk dianalisis.

## **Principal Component Analysis (PCA)**

### **1. Pengertian PCA**

*Principal Component Analysis* (PCA) adalah metode analisis yang banyak dimanfaatkan oleh peneliti dalam berbagai tujuan penelitian. Pertama, metode ini umum digunakan dalam pengembangan instrumen penelitian seperti skala pengukuran pada kuesioner. Pada tahap penyusunan kuesioner, para pengembang biasanya membuat sejumlah besar butir pertanyaan. Melalui analisis faktor, peneliti dapat mengevaluasi koherensi setiap item dan mengeliminasi butir yang tidak relevan atau tidak memiliki konsistensi yang memadai. Kedua, PCA juga digunakan sebagai alat untuk mereduksi jumlah variabel yang saling berkaitan erat. Reduksi ini penting agar peneliti dapat memilih variabel yang paling signifikan dan relevan untuk dianalisis lebih lanjut. Proses ini sangat bermanfaat, terutama sebelum melakukan analisis statistik lanjutan seperti regresi berganda atau *multivariate analysis of variance* (MANOVA). Dengan melakukan analisis faktor, peneliti dapat mengetahui apakah item-item dalam kuesioner berada dalam kelompok faktor yang sama atau justru berbeda, sehingga struktur konstruk dapat dipahami dengan lebih baik (Budiastuti & Bandur, 2018).

### **2. Dasar Matematis PCA**

Langkah matematis PCA:

- a) Standarisasi data (z-score).
- b) Membentuk matriks korelasi atau kovarians.
- c) Menghitung *eigenvalue* dan *eigenvector*.
- d) Menentukan banyak komponen berdasarkan  $eigenvalue > 1$ .
- e) Membentuk *factor loading matrix* untuk interpretasi.
- f) Melakukan rotasi seperti Varimax untuk memperjelas struktur komponen.

### **3. Uji Kelayakan PCA**

Menurut (Mukminin et al., 2024), PCA layak digunakan jika: (1) Nilai Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)  $> 0,50$ . (2) Nilai Bartlett's Test  $p < 0,05$ . (3) Variabel memiliki korelasi cukup kuat. Jika syarat tersebut terpenuhi, PCA dapat mengidentifikasi struktur laten data kemiskinan.

### **4. Penentuan Komponen Utama**

Penentuan komponen dilakukan berdasarkan: (1)  $Eigenvalue > 1$  (Kaiser Criterion), (2) Scree Plot, (3) Variansi kumulatif minimal 60–70% dan (4) Besarnya loading faktor pada

masing-masing variabel. (Lesnussa et al., 2025) menggunakan kriteria ini untuk menentukan komponen penyebab kemiskinan di Kepulauan Maluku.

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode statistik multivariat yang bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara melalui penerapan *Principal Component Analysis* (PCA). Data penelitian bersumber dari publikasi resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Utara tahun 2023 serta BPS kabupaten/kota tahun 2023. Data yang digunakan merupakan data sekunder yang mencakup berbagai variabel terkait aspek sosial ekonomi, kesehatan, pendidikan, demografi, dan akses terhadap layanan dasar. Variabel dan indikator yang digunakan dalam penelitian ini merepresentasikan dimensi utama kemiskinan.

**Tabel 1.** Ruang lingkup dimensi dan variabel penelitian.

<b>Dimensi</b>	<b>Variabel Penelitian</b>
<b>Karakteristik</b>	Total Penduduk (Ribuan) ( $X_1$ )
<b>Kependudukan</b>	Tingkat pertumbuhan penduduk per tahun ( $X_2$ ) Kepadatan Penduduk per km persegi ( $\text{Km}^2$ ) ( $X_3$ )
<b>Kondisi</b>	Persentase pengangguran terbuka penduduk usia 15 tahun ke atas
<b>Perekonomian</b>	Menurut Kab/Kota (Persen) ( $X_4$ ) Rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk kebutuhan makanan dan nonmakanan Menurut Kabupaten/Kota (Rupiah) ( $X_{10}$ )
<b>Tingkat</b>	Proporsi penduduk usia 7-15 menurut Kabupaten/Kota (%) ( $X_5$ )
<b>Pendidikan</b>	Proporsi penduduk usia 16–18 tahun yang masih bersekolah menurut Kabupaten/Kota (%) ( $X_6$ ) Proporsi penduduk usia 19–24 tahun yang mengikuti pendidikan menurut Kabupaten/Kota (%) ( $X_7$ )
<b>Akses terhadap</b>	Persentase rumah tangga dengan akses terhadap air minum yang layak
<b>Layanan Dasar</b>	( $X_8$ ) Persentase rumah tangga dengan akses sanitasi yang memenuhi standar ( $X_9$ )
<b>Kondisi</b>	Proporsi penduduk yang mengalami keluhan kesehatan namun tidak
<b>Kesehatan</b>	melakukan rawat jalan Menurut Kabupaten/Kota ( $X_{11}$ )
<b>Masyarakat</b>	

Dalam penerapan metode PCA, sekumpulan data berdimensi tinggi diubah menjadi data dengan dimensi yang lebih rendah sehingga kompleksitas data dapat berkurang setelah proses transformasi dilakukan. PCA berfungsi untuk mengekstraksi informasi multivariat dari variabel-variabel baru yang terbentuk, mereduksi jumlah variabel dalam suatu himpunan, serta menghilangkan variabel asal yang kontribusi informasinya sangat kecil terhadap struktur data. Pada PCA, Tahap awal yang dilakukan adalah menyusun matriks korelasi. Melalui matriks tersebut, dapat diketahui tingkat hubungan antarvariabel dalam penelitian. Matriks tersebut juga memungkinkan dilakukan pengujian untuk memastikan apakah hubungan yang ada sesuai dengan korelasi yang diperoleh dari hasil PCA.

Untuk mengetahui apakah variabel-variabel saling berkorelasi, digunakan Uji Bartlett atau *Bartlett's Test of Sphericity*. Keputusan ditentukan berdasarkan nilai signifikansinya. Jika tingkat signifikansi melebihi nilai  $\alpha$  sebesar 0,05, maka korelasi antarvariabel dianggap rendah sehingga analisis tidak dapat dilanjutkan dengan PCA. Sebaliknya, apabila nilai signifikansi lebih kecil dari  $\alpha = 0,05$ , maka variabel dinyatakan memiliki tingkat korelasi yang memadai. Statistik uji Bartlett dirumuskan sebagai berikut.

$$\lambda_{obs}^2 = - \left[ (N - 1) - \frac{(2p+5)}{6} \right] \ln|R| \quad (1)$$

Di mana N merupakan jumlah observasi, p adalah banyaknya variabel yang dianalisis, dan  $|R|$  menunjukkan determinan dari matriks korelasi. Tahap berikutnya adalah menguji hubungan antarvariabel menggunakan Bartlett's Test of Sphericity. Untuk memastikan apakah data layak dianalisis lebih lanjut menggunakan PCA, Ukuran Kaiser–Meyer–Olkin (KMO) dan *Measure of Sampling Adequacy* (MSA) digunakan sebagai indikator kelayakan analisis faktor. Analisis faktor dinyatakan layak apabila nilai KMO melebihi 0,5 dan nilai MSA pada setiap variabel minimal sebesar 0,6, yang menunjukkan bahwa korelasi antarvariabel cukup kuat untuk dilakukan proses ekstraksi faktor. Uji KMO bertujuan untuk mengevaluasi tingkat kesesuaian data sampel untuk dianalisis menggunakan metode komponen utama. Tingkat kelayakan sampel tersebut dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$KMO = \frac{\sum_i \sum_{j \neq i} r_{ij}^2}{\sum_i \sum_{j \neq i} r_{ij}^2 + \sum_i \sum_{j \neq i} a_{ij}^2} \quad (2)$$

Dengan keterangan  $r_{ij}^2$  merupakan koefisien korelasi sederhana antara variabel ke-i dan ke-j, sementara  $a_{ij}^2$  merupakan koefisien korelasi parsial antara variabel ke-i dan ke-j dengan  $i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, p$ .

Selanjutnya, nilai *eigenvalue* yang diperoleh digunakan sebagai dasar dalam menentukan komponen faktor. *Eigenvalue* merupakan nilai yang menunjukkan besarnya kontribusi atau tingkat pengaruh suatu variabel dalam membentuk karakteristik tertentu yang disimbolkan oleh  $\lambda$ . Untuk setiap matriks persegi  $A$ ,  $\lambda$  disebut nilai eigen dari  $A$  sedangkan  $x$  merupakan vector eigen dari  $A$  yang berkorespondensi dengan  $\lambda$ . Penentuan nilai  $\lambda$  dan  $x$  dapat dinyatakan melalui persamaan berikut:

$$(A - \lambda I)x = 0 \quad (3)$$

Secara umum, proses ekstraksi faktor dilakukan dengan mengevaluasi nilai eigen (*eigenvalue*) yang memiliki nilai sama dengan atau lebih besar dari 1, serta melalui pengamatan terhadap diagram sebar (*scatter plot*). Keputusan penentuan faktor dibuat berdasarkan besar kecilnya *eigenvalue*. Apabila nilai *eigenvalue* melebihi 1, maka faktor tersebut dinyatakan layak untuk dipertahankan; sebaliknya, faktor dengan nilai *eigenvalue* kurang dari 1 akan dieliminasi dari model. Hal ini disebabkan hanya faktor yang memiliki varians lebih besar dari 1 yang dianggap memberikan kontribusi signifikan. Faktor dengan varians di bawah 1 dianggap kurang baik, sebab variabel yang telah distandarisasi memiliki rata-rata 0 dan varians 1. Dalam tahap analisis, terdapat tiga pendekatan utama yang dapat diterapkan untuk menentukan jumlah komponen dalam analisis PCA. Pertama, menggunakan proporsi varians kumulatif hingga mencapai sekitar 80% dari total varians. Kedua, menerapkan kriteria nilai eigen lebih dari 1 (Kaiser's criterion). Ketiga, menilai pola *scree plot* dengan memperhatikan titik perubahan kemiringan grafik. Dalam penelitian ini, pendekatan kedua digunakan, yaitu penentuan jumlah komponen utama berdasarkan nilai *eigenvalue* yang lebih besar dari 1, untuk menentukan jumlah komponen utama yang akan digunakan (Ain et al., 2024). Seluruh proses analisis data dilakukan dengan memanfaatkan perangkat lunak statistik seperti R untuk memperoleh hasil perhitungan yang akurat, dengan Microsoft Excel sebagai alat bantu dalam pengolahan data awal.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sumatera Utara tahun 2023, yang meliputi berbagai indikator kemiskinan beserta faktor-faktor yang berkaitan pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara. Periode observasi yang digunakan adalah tahun 2023, yang menggambarkan kondisi paling mutakhir sebelum penelitian ini dilaksanakan.

Tabel 2 disajikan data penelitian ini dimana terdapat 11 variabel (indikator) yang dianalisis sebagai masukan (input) dalam metode *Principal Component Analysis* (PCA). Variabel-variabel tersebut dipilih karena dianggap mewakili dimensi-dimensi utama kemiskinan dan kesejahteraan di wilayah studi.

**Tabel 2.** Data faktor-faktor terkait kemiskinan untuk kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara.

Kabupaten/Kota	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
Nias	153,7	1,71	170	2,31	99,5	81,13	25,68	51,33	23,86	837125	3,1
Mandailing Natal	497	1,82	76	7,45	98,01	75,81	19,37	78,93	35,89	1043844	4,39
Tapanuli Selatan	312,5	1,39	74	3,49	98,77	79,82	28,83	75,78	51,54	1074375	0,46
Tapanuli Tengah	386,9	2,12	168	7,81	99,38	87,2	28,44	78,31	60,46	948078	0,51
Tapanuli Utara	323,1	1,19	83	1,03	99,21	87,2	21,97	90,83	91,21	1141630	0,77
Toba Samosir	213,9	1,33	93	1,3	98,3	84,04	23,54	96,04	93,26	1389936	5,91
Labuhan Batu	513,8	1,45	185	5,99	98,37	70,11	22,18	91,88	84,79	1212950	0,16
Asahan	802,6	1,52	215	6,12	98,44	59,03	17,07	93,94	92,13	1205909	0,27
Simalungun	1035,9	1,65	225	5,35	99,24	70,64	26,05	98,48	92,96	1302609	1,31
Dairi	324,7	1,85	156	1,23	99,28	87,33	23,77	92,31	94,42	1164405	0,68
Karo	420,8	1,4	191	2,63	99,42	84,74	21,39	93,13	88,11	1556980	0
Deli Serdang	2018,2	1,61	782	8,62	98,02	82,94	26,17	95,51	96,78	1263881	0,77
Langkat	1066,7	1,27	174	6,33	97,91	76,09	30,9	96,29	90,65	1128476	0,68
Nias Selatan	382,5	2,18	151	3,48	95,73	74,44	24,58	64,55	15,63	734370	14,74
Humbang Hasundutan	204,7	1,26	87	0,84	99,67	87,24	21,3	94,94	96,99	1123325	0,68
Pakpak Bharat	55,2	1,93	40	0,45	99,21	83,57	16,91	73,47	83,74	1199207	0
Samosir	141,3	1,29	76	1,03	99	94,61	13,38	74,78	93,18	1252109	0
Serdang Bedagai	682,9	1,39	350	4,97	98,36	78,12	18,98	97,53	93,29	1112178	0,6
Batu Bara	430,5	1,73	485	5,88	97,82	75,94	28,91	97,21	92,54	1129351	0,33
Padang Lawas Utara	275,4	2,02	70	4,42	99,57	88,17	20,08	83,78	72,22	1182495	0,82
Padang Lawas	275,6	2	70	5,75	98,03	72,83	30,63	85,99	68,32	1140561	0,12
Labuhan Batu Selatan	330,8	1,9	107	3,43	98,75	74,39	24,29	90,47	87,49	1257616	0,08
Labuhan Batu Utara	401,9	1,86	109	4,84	99,08	84,27	26,84	95,48	84,75	1186203	0
Nias Utara	155,9	2,08	126	2,57	98,8	78,22	25,37	66,28	37,9	789150	2,79
Nias Barat	95,3	2,12	205	0,8	99,41	89,58	13,31	71,05	36,52	701854	0,93
Kota Sibolga	91,3	0,68	7956	6,79	98,37	84,95	15,53	88,85	35,05	1284254	0,18
Kota Tanjung Balai	183,2	1,46	3049	4,47	98,98	75,05	19,38	100	94,37	1213433	0
Kota Pematang Siantar	274,8	0,89	3620	8,62	99,33	86,59	34,9	99,96	91,22	1527154	0
Kota Tebing Tinggi	178,9	1,26	4568	6,24	99,68	76,29	28,21	99,13	92,76	1463178	0,25
Kota Medan	2474,2	0,58	8859	8,67	99,26	81,78	41,56	98,05	91,97	1937127	0
Kota Binjai	303,3	1,41	3234	6,1	98,5	77,95	39,63	64,47	95,44	1309349	3,06
Kota Padangsidimpuan	236,2	1,77	1483	7,57	99,15	80,66	29,36	80,11	44,79	1292773	0,84
Kota Gunungsitoli	142,9	1,81	685	3,67	98,68	85,38	29,46	51,33	55,37	903979	1,41

### Deskripsi Statistik Awal Data

Analisis statistik deskriptif diterapkan guna menggambarkan karakteristik awal dari data yang digunakan sebelum dilakukan *Principal Component Analysis*. Sebanyak 11 variabel terkait kemiskinan dianalisis untuk melihat pola sebaran, kecenderungan, serta perbedaan karakteristik antar kabupaten/kota di Provinsi Sumatera Utara. Statistik yang disajikan meliputi nilai rata-rata, minimum, dan maksimum pada setiap variabel, sehingga dapat diketahui bagaimana kondisi demografi, pendidikan, ketenagakerjaan, kesehatan, akses layanan dasar, serta ekonomi rumah tangga bervariasi antar wilayah. Pengukuran ini penting sebagai tahap awal untuk memahami konteks dan variabilitas data yang akan direduksi melalui PCA. Hasil deskripsi statistik awal data digambarkan pada tabel 3.

**Tabel 3.** Deskripsi Statistik Awal Data.

Variabel	Mean	Min	Max
<b>X1</b>	466,2606	55,2	2474,2
<b>X2</b>	1,5736	0,58	2,18
<b>X3</b>	1149,152	40	8859
<b>X4</b>	4,553	0,45	8,67
<b>X5</b>	98,7645	95,73	99,68
<b>X6</b>	80,4882	59,03	94,61
<b>X7</b>	24,787	13,31	41,56
<b>X8</b>	85,1573	51,33	100
<b>X9</b>	74,5333	15,63	96,99
<b>X10</b>	1182117	701854	1937127
<b>X11</b>	1,3891	0	14,74

Dari tabel 2 ditunjukkan bahwa terdapat variasi yang cukup besar pada beberapa variabel penelitian. Jumlah penduduk dan kepadatan penduduk memiliki rentang yang sangat lebar, mencerminkan adanya wilayah yang sangat padat dan sangat jarang penduduk. Variabel pendidikan usia 7–15 tahun relatif homogen dengan rata-rata yang tinggi, sedangkan pendidikan usia 16–24 tahun menunjukkan penurunan signifikan. Kondisi akses air minum dan sanitasi juga bervariasi, terutama sanitasi yang memiliki nilai minimum sangat rendah. Pengeluaran per kapita menunjukkan perbedaan daya beli antar daerah, sementara variabel kesehatan memperlihatkan ketidakmerataan akses atau perilaku pencarian layanan kesehatan. Secara keseluruhan, pola ini menunjukkan bahwa kabupaten/kota di Sumatera Utara memiliki

karakteristik sosial-ekonomi yang beragam sehingga layak dianalisis lebih lanjut menggunakan PCA.

### Standarisasi Data

Sebelum analisis PCA dilakukan, seluruh variabel pada penelitian ini telah melalui proses standarisasi menggunakan metode *z-score* sehingga setiap variabel  $\square$  dengan nilai rata-ran 0 serta standar deviasi sebesar 1. Standarisasi diperlukan karena unit pengukuran antar variabel berbeda-beda, seperti jumlah penduduk (ribu), kepadatan penduduk (km<sup>2</sup>), tingkat pengangguran (%), hingga pengeluaran per kapita (rupiah). Perbedaan skala tersebut dapat menyebabkan variabel dengan satuan besar mendominasi pembentukan komponen utama, sehingga diperlukan standarisasi data yang dijelaskan dalam tabel 4 berikut ini.

**Tabel 4.** Standarisasi Data.

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
<b>-0,5985</b>	0,3388	-0,4435	-0,8792	0,9484	0,091	0,1345	-2,4143	-2,0145	-1,412	0,6193
<b>0,0589</b>	0,6121	-0,486	1,1355	-0,973	-0,6633	-0,816	-0,4444	-1,5363	-0,5659	1,0863
<b>-0,1232</b>	0,7115	-0,4711	0,1125	0,4068	0,5362	0,3092	0,7367	0,4062	0,0167	-0,5028
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
<b>-0,3121</b>	-0,4066	0,9442	0,6063	-0,3411	-0,3599	2,2358	-1,4765	0,8311	0,5207	0,6048
<b>-0,4405</b>	0,4879	0,1512	1,1825	0,497	0,0244	0,6888	-0,3602	-1,1824	0,4529	-0,1988
<b>-0,6192</b>	0,5873	-0,2102	-0,3461	-0,109	0,6936	0,7039	-2,4143	-0,7618	-1,1383	0,0076

Setelah distandarisasi pada tabel 4, seluruh nilai data berada dalam rentang positif dan negatif yang relatif seimbang, sehingga setiap variabel memiliki kontribusi yang setara dalam perhitungan kovarians atau korelasi pada PCA. Data hasil standarisasi pada tabel menunjukkan variasi nilai yang sudah proporsional serta siap digunakan untuk analisis ekstraksi komponen utama.

### Analisis Tabel Korelasi

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan korelasi untuk mengetahui keeratan hubungan antar faktor yang ditunjukkan pada tabel 5.

**Tabel 5.** Analisis Tabel Korelasi.

X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
<b>1</b>	-0,332	0,327	0,526	-0,136	-0,205	0,401	0,382	0,315	0,471	-0,09
<b>-0,332</b>	1	-0,698	-0,262	-0,179	-0,091	-0,204	-0,463	-0,398	-0,705	0,304
<b>0,327</b>	-0,698	1	0,484	0,121	0,048	0,352	0,226	0,044	0,598	-0,164
<b>0,526</b>	-0,262	0,484	1	-0,187	-0,359	0,522	0,309	0,043	0,384	-0,138
<b>-0,136</b>	-0,179	0,121	-0,187	1	0,429	-0,04	0,116	0,275	0,295	-0,69
<b>-0,205</b>	-0,091	0,048	-0,359	0,429	1	-0,124	-0,186	-0,04	-0,001	-0,14

<b>0,401</b>	-0,204	0,352	0,522	-0,04	-0,124	1	0,014	0,142	0,368	0,021
<b>0,382</b>	-0,463	0,226	0,309	0,116	-0,186	0,014	1	0,702	0,63	-0,398
<b>0,315</b>	-0,398	0,044	0,043	0,275	-0,04	0,142	0,702	1	0,63	-0,501
<b>0,471</b>	-0,705	0,598	0,384	0,295	-0,001	0,368	0,63	0,63	1	-0,395
<b>-0,09</b>	0,304	-0,164	-0,138	-0,69	-0,14	0,021	-0,398	-0,501	-0,395	1

Hasil matriks korelasi pada tabel 5 menunjukkan bahwa sebagian besar variabel memiliki hubungan yang cukup kuat sehingga layak dianalisis dengan PCA. Korelasi tinggi terlihat antara akses air minum layak (X8) dan akses sanitasi layak (X9) sebesar 0,702, serta antara kepadatan penduduk (X3) dan pengeluaran per kapita (X10) sebesar 0,598. Sebaliknya, pertumbuhan penduduk (X2) memiliki korelasi negatif yang kuat dengan kepadatan penduduk (-0,698) dan pengeluaran per kapita (-0,705), menunjukkan bahwa wilayah dengan pertumbuhan penduduk tinggi cenderung memiliki daya beli lebih rendah. Adanya pola hubungan positif dan negatif yang cukup signifikan antar variabel ini menunjukkan bahwa data memiliki struktur yang saling terkait, sehingga PCA sesuai digunakan untuk mereduksi dimensi serta mengidentifikasi faktor-faktor dominan yang memengaruhi perbedaan tingkat kemiskinan di Sumatera Utara.

#### **Nilai *Measure of Sampling Adequacy* (MSA)**

Sebelum proses PCA dilakukan, perlu diuji terlebih dahulu apakah setiap variabel memiliki kecukupan korelasi untuk dianalisis. Pengujian ini dilakukan melalui *Measure of Sampling Adequacy* (MSA), yang menilai kelayakan masing-masing variabel dalam pembentukan komponen utama. Dengan demikian, MSA menjadi langkah awal untuk memastikan bahwa data memenuhi syarat untuk dilanjutkan ke analisis PCA. Nilai MSA yang didapatkan di jelaskan lebih lanjut pada tabel 6.

**Tabel 6.** Nilai MSA

<b>Variabel</b>	<b>Nilai MSA</b>
<b>X1</b>	0,9049
<b>X2</b>	0,7807
<b>X3</b>	0,6912
<b>X4</b>	0,5529
<b>X5</b>	0,5047
<b>X6</b>	0,7259
<b>X7</b>	0,532
<b>X8</b>	0,7219
<b>X9</b>	0,5915

<b>X10</b>	0,8075
<b>X11</b>	0,547

Berdasarkan hasil perhitungan *Measure of Sampling Adequacy* (MSA) yang disajikan pada Tabel 6, seluruh variabel menunjukkan nilai MSA yang berada di atas batas minimum sebesar 0,50, sehingga layak dipertahankan untuk analisis PCA. Nilai MSA tertinggi terdapat pada variabel jumlah penduduk (X1) sebesar 0,9049 dan pengeluaran per kapita (X10) sebesar 0,8075, yang menunjukkan bahwa kedua variabel memiliki korelasi yang kuat dengan variabel lain dalam model. Variabel dengan nilai MSA terendah adalah persentase penduduk usia sekolah 7–15 tahun (X5) yaitu 0,5047, namun tetap memenuhi kriteria kelayakan. Secara keseluruhan, nilai MSA yang konsisten berada pada kisaran baik (0,50–0,90) mengindikasikan bahwa struktur data memadai untuk dilanjutkan ke tahap ekstraksi faktor melalui *Principal Component Analysis*.

#### Uji KMO & Bartlett

Sebelum pelaksanaan analisis PCA, dilakukan pengujian kelayakan data guna memastikan bahwa antarvariabel memiliki tingkat korelasi yang memadai. Uji Kaiser–Meyer–Olkin (KMO) digunakan untuk mengevaluasi kecukupan sampel, sementara *Bartlett’s Test of Sphericity* bertujuan untuk menguji apakah matriks korelasi secara signifikan berbeda dari matriks identitas. Apabila kedua pengujian tersebut memenuhi kriteria yang ditetapkan, maka data dinyatakan layak untuk dilanjutkan ke tahap ekstraksi komponen utama. Hasil uji KMO dan Bartlett disajikan pada Tabel 7 berikut.

**Tabel 7.** Uji KMO & Bartlett

<b>Indikator</b>	<b>Nilai</b>
<b>KMO (overall)</b>	0,6655
<b>Bartlett Chi-Square</b>	179,6433
<b>df</b>	55
<b>p-value</b>	3,85E-15

Hasil uji kelayakan data pada tabel 7 menunjukkan bahwa nilai KMO sebesar 0,6655, yang berada dalam kategori cukup dan memenuhi syarat untuk dilakukan analisis PCA. Nilai ini mengindikasikan bahwa pola korelasi antar variabel sudah memadai untuk diekstraksi menjadi komponen utama. Selain itu, hasil uji Bartlett’s Test of Sphericity menghasilkan nilai Chi-Square sebesar 179,6433 dengan derajat bebas 55 serta *p-value*  $3,85 \times 10^{-15}$ , yang jauh lebih kecil dari 0,05. Hal ini menegaskan bahwa matriks korelasi tidak berbentuk identitas dan

terdapat hubungan signifikan antar variabel. Dengan demikian, data dinyatakan layak untuk dilanjutkan ke tahap ekstraksi komponen dalam PCA.

### **Analisis Komunalitas**

Komunalitas digunakan untuk melihat seberapa besar proporsi varians setiap variabel yang dapat dijelaskan oleh komponen utama yang terbentuk. Nilai komunalitas yang tinggi menunjukkan bahwa variabel tersebut memberikan kontribusi yang baik dalam pembentukan struktur PCA. Dengan demikian, analisis ini membantu memastikan bahwa variabel yang digunakan benar-benar relevan dalam menjelaskan faktor-faktor kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara, yang ditunjukkan pada tabel 8 dibawah ini.

**Tabel 8.** Analisis Komunalitas.

<b>Variabel</b>	<b>Komunalitas</b>
<b>X1</b>	0,5692
<b>X2</b>	0,6619
<b>X3</b>	0,7977
<b>X4</b>	0,6745
<b>X5</b>	0,7496
<b>X6</b>	0,6559
<b>X7</b>	0,4999
<b>X8</b>	0,7969
<b>X9</b>	0,8082
<b>X10</b>	0,8252
<b>X11</b>	0,6509

Hasil komunalitas pada Tabel 8 menunjukkan bahwa sebagian besar variabel memiliki nilai di atas 0,6, yang mengindikasikan bahwa komponen utama mampu menjelaskan varians variabel dengan cukup baik. Variabel dengan kontribusi tertinggi terlihat pada X10 (Pengeluaran per Kapita) sebesar 0,8252, diikuti oleh X9 (Akses Sanitasi Layak) sebesar 0,8082, dan X3 (Kepadatan Penduduk) sebesar 0,7977. Sementara itu, variabel dengan nilai komunalitas terendah adalah X7 (Penduduk Usia 19–24 yang Masih Sekolah) sebesar 0,4999, meskipun masih berada dalam batas dapat diterima. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa sebagian besar variabel memberikan kontribusi yang kuat terhadap pembentukan komponen utama dalam analisis PCA.

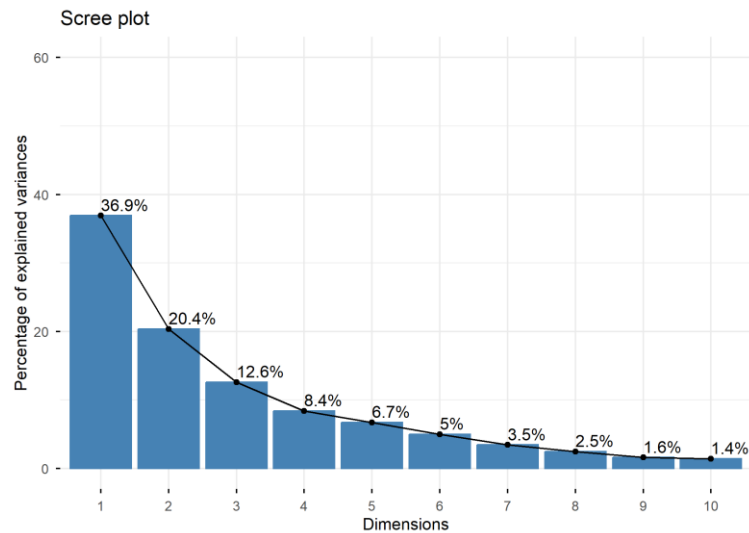
### **Analisis Eigenvalue & Proporsi Varians**

Analisis eigenvalue digunakan untuk menentukan jumlah komponen utama yang layak dipertahankan dalam PCA. Komponen dengan eigenvalue lebih besar dari 1 dianggap memiliki daya jelaskan yang memadai (Kaiser's Criterion). Proporsi varians menunjukkan persentase keragaman total data yang mampu dijelaskan oleh setiap komponen, sementara varians kumulatif menjelaskan akumulasi kontribusi seluruh komponen. Informasi ini penting untuk menilai seberapa efektif PCA mereduksi dimensi tanpa kehilangan informasi signifikan. Ditunjukkan hasil Analisis eigenvalue dan proporsi varians pada tabel 8 dibawah ini.

**Tabel 9.** Analisis Eigenvalue & Proporsi Varians.

<b>Komponen</b>	<b>Eigenvalue</b>	<b>Proporsi_Varian</b>	<b>Kumulatif_Varian</b>
<b>PC1</b>	4,0622	36,9294	36,9294
<b>PC2</b>	2,2419	20,3808	57,3103
<b>PC3</b>	1,3856	12,5967	69,907
<b>PC4</b>	0,9233	8,3936	78,3006
<b>PC5</b>	0,7419	6,7447	85,0453
<b>PC6</b>	0,5497	4,9975	90,0428
<b>PC7</b>	0,3807	3,4611	93,5039
<b>PC8</b>	0,2741	2,4917	95,9956
<b>PC9</b>	0,1782	1,6199	97,6155
<b>PC10</b>	0,1581	1,437	99,0524
<b>PC11</b>	0,1042	0,9476	100

Berdasarkan Tabel 9, terdapat tiga komponen utama yang memiliki eigenvalue lebih besar dari 1, yaitu PC1, PC2, dan PC3. Komponen pertama (PC1) memiliki eigenvalue 4,0622, menjelaskan 36,93% keragaman total. Komponen kedua (PC2) memberikan tambahan 20,38%, sehingga akumulasi varians yang terjelaskan mencapai 57,31%. Komponen ketiga (PC3) menambah 12,60% varians, sehingga total varians yang berhasil dijelaskan oleh tiga komponen utama adalah 69,91%. Sementara itu, komponen keempat hingga ke-11 memiliki eigenvalue kurang dari 1, sehingga tidak dipertahankan karena kontribusinya relatif kecil. Dengan demikian, tiga komponen utama sudah mampu menjelaskan proporsi varians yang cukup besar dan efisien untuk merangkum sebelas indikator kemiskinan yang dianalisis.



**Gambar 1.** Scree plot.

Scree plot pada Gambar 1 memperlihatkan penurunan tajam pada komponen ke-3, yang menunjukkan bahwa hanya tiga komponen utama yang memberikan kontribusi varians terbesar dan relevan untuk dipertahankan. Setelah komponen ketiga, kurva mulai mendatar, menandakan bahwa komponen berikutnya hanya menyumbang varians yang sangat kecil. Temuan ini konsisten dengan hasil Tabel 9, di mana hanya PC1, PC2, dan PC3 memiliki eigenvalue  $> 1$ .

### **Matriks Komponen Utama (*Component Loadings*)**

Matriks komponen utama menyajikan nilai loading setiap variabel terhadap tiga komponen utama hasil analisis PCA, yang digunakan untuk mengidentifikasi variabel mana yang memiliki kontribusi terbesar dalam membentuk masing-masing komponen yang di jelaskan lebih lanjut pada tabel 10 dibawah ini.

**Tabel 10.** Matriks Komponen Utama.

Variabel	PC1	PC2	PC3
<b>X1</b>	0,5687	0,3404	-0,3604
<b>X2</b>	-0,6492	-0,4061	-0,2748
<b>X3</b>	0,859	0,0454	0,2403
<b>X4</b>	0,7163	0,1212	-0,3832
<b>X5</b>	-0,0352	0,3564	0,7882
<b>X6</b>	-0,0419	-0,1587	0,7931
<b>X7</b>	0,6879	-0,0461	-0,1569
<b>X8</b>	0,1853	0,859	-0,1572
<b>X9</b>	0,0473	0,8975	0,0204
<b>X10</b>	0,627	0,6396	0,1517

**X11**    -0,0513    -0,6536    -0,4702

Berdasarkan tabel 10 tersebut, Komponen 1 didominasi oleh variabel kependudukan dan sosial ekonomi seperti kepadatan penduduk (0,859), tingkat pengangguran terbuka (0,7163), serta pengeluaran per kapita (0,627), sehingga menggambarkan kondisi kepadatan dan tingkat aktivitas ekonomi wilayah. Komponen 2 paling dipengaruhi oleh indikator fasilitas dasar rumah tangga yaitu akses sanitasi layak (0,8975), akses air minum (0,859), dan pengeluaran per kapita (0,6396), yang mencerminkan kesejahteraan lingkungan rumah tangga. Sementara itu, Komponen 3 secara dominan terbentuk oleh variabel pendidikan seperti persentase penduduk sekolah usia 7–15 (0,7882) dan 16–18 tahun (0,7931), sehingga komponen ini merepresentasikan aspek pendidikan wilayah. Dengan demikian, ketiga komponen utama mampu merangkum struktur data secara lebih sederhana namun tetap mencerminkan dimensi penting dari karakteristik sosial demografi wilayah.

#### **Klasifikasi Variabel ke dalam Komponen Utama**

Tabel 11 berikut menyajikan pengelompokan variabel berdasarkan nilai loading terbesarnya terhadap masing-masing komponen utama, sehingga memudahkan identifikasi peran setiap variabel dalam pembentukan struktur PCA.

**Tabel 11.** Klasifikasi Variabel.

<b>Variabel</b>	<b>Komponen</b>	<b>Loading</b>	<b>Rekomendasi</b>
<b>X1</b>	PC1	0,5687	Variabel masuk ke Komponen 1
<b>X2</b>	PC1	-0,6492	Variabel masuk ke Komponen 1
<b>X3</b>	PC1	0,859	Variabel masuk ke Komponen 1
<b>X4</b>	PC1	0,7163	Variabel masuk ke Komponen 1
<b>X5</b>	PC3	0,7882	Variabel masuk ke Komponen 3
<b>X6</b>	PC3	0,7931	Variabel masuk ke Komponen 3
<b>X7</b>	PC1	0,6879	Variabel masuk ke Komponen 1
<b>X8</b>	PC2	0,859	Variabel masuk ke Komponen 2
<b>X9</b>	PC2	0,8975	Variabel masuk ke Komponen 2
<b>X10</b>	PC2	0,6396	Variabel masuk ke Komponen 2
<b>X11</b>	PC2	-0,6536	Variabel masuk ke Komponen 2

Hasil pada tabel 11 menunjukkan bahwa Komponen 1 dihuni oleh variabel-variabel kependudukan seperti jumlah penduduk, laju pertumbuhan penduduk, kepadatan penduduk, tingkat pengangguran terbuka, serta persentase penduduk usia 19–24 yang masih sekolah, sehingga komponen ini menggambarkan dimensi sosial-demografi dasar suatu wilayah.

Komponen 2 diisi oleh variabel yang berkaitan dengan kondisi lingkungan rumah tangga yaitu akses air minum layak, sanitasi layak, pengeluaran per kapita, serta keluhan kesehatan, sehingga mencerminkan aspek kualitas hidup dan kesejahteraan rumah tangga. Sementara itu, Komponen 3 secara konsisten terbentuk oleh variabel pendidikan yakni persentase penduduk sekolah usia 7–15 dan 16–18 tahun, sehingga komponen ini merepresentasikan dimensi pendidikan wilayah. Secara keseluruhan, klasifikasi variabel ini memastikan bahwa masing-masing komponen utama memiliki karakteristik tema yang jelas sehingga dapat dijadikan landasan dalam tahap analisis berikutnya.

## **5. KESIMPULAN DAN SARAN**

Sejalan dengan tujuan penelitian untuk mengidentifikasi faktor-faktor utama yang berpengaruh terhadap kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara, penerapan *Principal Component Analysis* berhasil mereduksi sebelas indikator sosial-ekonomi menjadi tiga komponen utama yang secara kumulatif menjelaskan 69,91% variasi data. Ketiga komponen tersebut merepresentasikan dimensi kependudukan dan ekonomi, kualitas hidup serta layanan dasar rumah tangga, dan pendidikan, yang menunjukkan bahwa kemiskinan bersifat multidimensi. Oleh karena itu, penanganan kemiskinan perlu dilakukan secara terpadu dengan memperhatikan ketiga aspek tersebut. Namun, temuan penelitian ini perlu ditafsirkan dengan kehati-hatian karena menggunakan data satu tahun pengamatan dan indikator kuantitatif sekunder, sehingga penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan data panel dan metode analisis lanjutan agar diperoleh gambaran yang lebih komprehensif.

## **UCAPAN TERIMA KASIH**

Penulis menyampaikan apresiasi dan terima kasih kepada seluruh tim peneliti atas kontribusi aktif yang diberikan dalam pelaksanaan hingga penyelesaian penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada Ibu Putri Maulida Fadilah, M.Si., selaku dosen pengampu mata kuliah Statistika Industri, atas bimbingan, arahan, serta masukan yang sangat berarti selama proses penelitian berlangsung. Penulis berharap hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan serta menjadi bahan rujukan dan pertimbangan, baik untuk kajian analisis kemiskinan di masa mendatang maupun dalam perumusan kebijakan terkait upaya penanggulangan kemiskinan.

## DAFTAR REFERENSI

- Adinata, A., Siahaan, T. E., & Wulandari, S. P. (2024). **Evaluasi Faktor Sosial dan Kemiskinan di Provinsi Papua: Pendekatan Analisis Komponen Utama.** *Jurnal Penelitian Ilmu-Ilmu Sosial*, 2(4), 195-203. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14195875>
- Agustin, D., Rahma, A. A., Sele, F., Azzahra, R. F., Eksanti, R. L., Firdaus, Z., & Nooraeni, R. (2020). **Analysis of Multidimensional Poverty Indicators in Indonesia with Association Rules.** *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 18(2), 136-151. <https://doi.org/10.22219/jep.v18i2.14244>
- Ain, D. H. Q., Kusuma, S. O., Zahrani, V. V., Suryono, A. F., Mardianto, M. F. F., Amelia, D., & Ana, E. (2024). **IDENTIFIKASI FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN DI PAPUA DENGAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS.** *Journal of Mathematics Education and Science*, 7(1), 1-9. <https://doi.org/10.32665/james.v7i1.1336>
- Arifin, S. R., Wijaya, A., & Universitas, B. (2016). **Faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan.** 1(1), 21-33.
- Aryanti, E. D., & Sukardi, A. S. (2024). **Pendapatan terhadap kemiskinan di Indonesia.** 4(2), 117-133. <https://doi.org/10.53088/jerps.v4i2.918>
- Desi, B., Sari, N., Harsyah, L., & Widya, Z. (2025). **Indonesian Journal of Applied Statistics and Data Science.** Perbandingan Regresi Ridge dan Partial Least Square dalam Mengatasi Multikolinearitas pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Nusa Tenggara Barat, 2. <https://doi.org/10.29303/ijasds.v2i2.8051>
- Dhifaf, V., Kasih, A., & Kunci, K. (2025). **Pengaruh Jumlah Penduduk, Indeks Pembangunan Manusia, Upah Minimum Provinsi, dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Tingkat Kemiskinan di Pulau Sumatera.** 8(1), 276-286. <https://doi.org/10.36778/jesya.v8i1.1858>
- Greenacre, M., Groenen, P. J. F., Hastie, T., Iodice, A., Markos, A., Tuzhilina, E., Greenacre, M., Groenen, P. J. F., Hastie, T., Iodice, A., Markos, A., & Tuzhilina, E. (2023). **Principal component analysis Principal Component Analysis.** 1856. <https://doi.org/10.1038/s43586-023-00209-y>
- Hilma, D., Ain, Q., Kusuma, S. O., & Zahrani, V. V. (2024). **Journal of Mathematics Education IDENTIFIKASI FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KEMISKINAN.** c.
- Izzuddin, K. H., & Wijayanto, A. W. (2024). **Pemodelan Clustering Ward, K-Means, Diana, dan PAM dengan PCA untuk Karakterisasi Kemiskinan Indonesia Tahun 2021.** *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 13(1), 41-53. <https://doi.org/10.34010/komputika.v13i1.10803>
- Jolliffe, I. T., Cadima, J., & Cadima, J. (2016). **Principal component analysis: a review and recent developments.** Subject Areas: Author for correspondence. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>

- Lesnussa, T. P., Kaseside, M., & Utubira, E. E. M. (2025). **Penerapan Metode Principal Component Analysis (Studi Kasus: Tingkat Kemiskinan di Kepulauan Maluku).** *Bilangan : Jurnal Ilmiah Matematika, Kebumihan Dan Angkasa*, 3(2), 172-181. <https://doi.org/10.62383/bilangan.v3i2.479>
- Mukminin, B. A., Sifa, M. H. A. A., & Wulandari, S. P. (2024). **Analisis Faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan Provinsi Jawa Timur Tahun 2023 dengan Metode Principal Component Analysis.** *URANUS: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, Sains Dan Informatika*, 2(4), 175-191. <https://doi.org/10.61132/uranus.v2i4.494>
- Nahor, R. S. D. B., & Anggraini, E. D. (2024). **Analysis of Factors Affecting Poverty in Indonesia.** *Convergence: The Journal of Economic Development*, 6(1), 16-33. <https://doi.org/10.33369/convergencejep.v6i1.32904>
- Refkhi, M., Aqilah, A., Muchtar, M., Sihombing, P. R., & Statistik, B. P. (2024). **Analisis determinan ketimpangan pendapatan di pulau sumatera.** 4(1), 13-24. <https://doi.org/10.54957/jolas.v4i1.684>
- Roblek, V., & Kejzar, A. (2025). **A comprehensive examination of indicators for evaluating poverty and social exclusion.** *Discover Global Society*, 3(1). <https://doi.org/10.1007/s44282-025-00192-7>
- Sriningsih, M., Hatidja, D., Prang, J. D., & Utama, R. K. (2015). **MULTICOLLINEARITY HANDLING USING PRINCIPAL COMPONENTS REFRESSION ON IMPORTED RICE CASE IN NORTH SULAWESI PROVINCE.**
- Statistik, B. P., & Utara, P. S. (2025). **Profil Kemiskinan di Sumatera Utara Maret 2025.** 43.
- Valentino, M., Sipahutar, Y., & Farhan, M. (2025). **Pembangunan Global Menggunakan Metode PCA Dan Clustering K-Means Tahun 2000-2020.** *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, 13(2).
- Wulansari, R. Y., Fadhilah, N., & Huda, M. (2023). **Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan di Indonesia.** 6(1), 82-95. <https://doi.org/10.32500/jematech.v6i1.3928>