

**REDUKSI FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI PEMBANGUNAN MANUSIA MENGGUNAKAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS**◆ **Nadia Salsabila Yasmin<sup>1</sup>, Novira Rahmatanisa Putri<sup>2</sup>, Sri Pingit Wulandari<sup>3</sup>**Deartermen Statistika Bisnis, Fakultas Vokasi,  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Indonesia  
nadyasmin.s@gmail.com**Abstract (English)**

Human development is a fundamental aspect that determines the progress of a nation. The complexity of human development involves various interrelated economic, social, and infrastructural variables. Information redundancy caused by correlations between variables often becomes a challenge in analyzing human development data. This study aims to simplify the dimensions of human development data using the Principal Component Analysis (PCA) method. Secondary data from 2023, sourced from the Indonesian Central Bureau of Statistics (BPS) and covering 34 provinces, were utilized in this study. The PCA method was applied to reduce data dimensionality while retaining the primary information. The results revealed significant disparities in economic variables such as GDP, minimum wage, and domestic investment, while educational indicators such as life expectancy and average years of schooling exhibited better equity. Factor analysis identified three main components summarizing ten variables: economic and demographic factors, educational factors, and welfare and investment factors. These components serve as a foundation for formulating more effective and sustainable policies to enhance human development. This study highlights the importance of multivariate analysis approaches in addressing the complexity of human development data.

**Article History**

Submitted: 01 December 2024

Accepted: 07 December 2024

Published: 08 December 2024

**Key Words**Principal Component  
Analysis, Human  
Development,  
Dimensionality Reduction**Abstrak (Indonesia)**

Pembangunan manusia merupakan salah satu aspek fundamental yang menentukan kemajuan suatu bangsa. Kompleksitas pembangunan manusia melibatkan berbagai variabel ekonomi, sosial, dan infrastruktur yang saling berkaitan. Redundansi informasi yang diakibatkan oleh korelasi antar variabel sering kali menjadi kendala dalam analisis data pembangunan manusia. Penelitian ini bertujuan untuk menyederhanakan dimensi data pembangunan manusia menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Data sekunder tahun 2023 dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia yang mencakup 34 provinsi digunakan sebagai sumber data. Metode PCA diterapkan untuk mereduksi dimensi data tanpa kehilangan informasi utama. Hasil penelitian menunjukkan adanya kesenjangan signifikan pada variabel ekonomi seperti PDRB, UMP, dan PMDN, sedangkan indikator pendidikan seperti HLS dan RLS menunjukkan pemerataan yang lebih baik. Analisis faktor menghasilkan tiga komponen utama yang merangkum sepuluh variabel, yaitu: faktor ekonomi dan kependudukan, faktor pendidikan, serta faktor kesejahteraan dan investasi. Komponen-komponen ini dapat digunakan sebagai basis formulasi kebijakan yang lebih efektif dan berkelanjutan dalam upaya peningkatan pembangunan manusia. Penelitian ini menegaskan pentingnya pendekatan analisis multivariat dalam mengatasi kompleksitas data pembangunan manusia.

**Sejarah Artikel**

Submitted: 01 December 2024

Accepted: 07 December 2024

Published: 08 December 2024

**Kata Kunci**Principal Component  
Analysis, Pembangunan  
Manusia, Reduksi Dimensi

## PENDAHULUAN

Pembangunan manusia adalah salah satu aspek mendasar yang menentukan kemajuan suatu bangsa. Pembangunan manusia merupakan aspek fundamental dalam kemajuan suatu bangsa yang mencakup berbagai dimensi kehidupan masyarakat (Amaluddin, Payopo, & Laitupa, 2017). Konsep ini tidak hanya berfokus pada pertumbuhan ekonomi semata, tetapi juga mempertimbangkan aspek kesehatan, pendidikan, dan standar hidup yang layak sebagai indikator utama dalam mengukur keberhasilan pembangunan suatu wilayah (Anwar, Goejantoro, & Prangga, 2022). Dalam konteks pembangunan manusia, terdapat kompleksitas yang tinggi karena melibatkan berbagai faktor yang saling berkaitan dan memengaruhi satu sama lain, mulai dari faktor ekonomi, sosial, hingga infrastruktur (Dewi, Magdalena, & Pakereng, 2023). Oleh karena itu, pembangunan manusia menjadi tantangan besar bagi pembuat kebijakan dalam merancang strategi yang efektif dan berkelanjutan.

Kerumitan dalam pembangunan manusia sering kali diperburuk oleh keberadaan banyak variabel yang saling berkaitan. Akibatnya, analisis data menjadi lebih rumit dan rentan terhadap redundansi informasi yang dapat mengaburkan hasil akhir. Dari banyaknya faktor yang memengaruhi pembangunan manusia, diperlukan suatu pendekatan yang dapat menyederhanakan dimensi data tanpa menghilangkan informasi penting di dalamnya. Hal ini penting mengingat terlalu banyaknya variabel dapat menyebabkan kesulitan dalam analisis dan pengambilan keputusan yang efektif. Selain itu, redundansi informasi yang mungkin terjadi akibat korelasi antar variabel dapat mengakibatkan bias dalam analisis dan interpretasi data (Firliana, Wulanningrum, & Sasongko, 2021). Oleh karena itu, penting untuk menggunakan metode yang mampu mereduksi kompleksitas data sambil mempertahankan informasi yang relevan.

Dalam mengatasi permasalahan tersebut, metode *Principal Component Analysis* (PCA) menjadi pilihan yang tepat dalam mereduksi dimensi data pembangunan manusia. PCA adalah teknik analisis multivariat yang dirancang untuk mengubah himpunan variabel yang berkorelasi menjadi serangkaian komponen utama yang tidak berkorelasi, dengan tetap mempertahankan sebanyak mungkin variasi dalam data asli (Dewi, Magdalena, & Pakereng, 2023). Metode ini bekerja dengan cara mempertahankan sebanyak mungkin variasi dalam data asli, sehingga informasi inti tetap terjaga. Dengan menggunakan PCA, kompleksitas data pembangunan manusia dapat disederhanakan, yang pada akhirnya memungkinkan pembuat kebijakan untuk memformulasikan strategi yang lebih efektif dan berbasis data.

## METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah metode kuantitatif deskriptif. Penelitian ini memanfaatkan data sekunder tahun 2023 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, yang mencakup 34 provinsi sebagai unit penelitian. Adapun variabel penelitian yang digunakan terdiri dari 10 indikator yang memengaruhi pembangunan manusia di Indonesia.

**Tabel 1. Variabel Penelitian**

| Variabel       | Keterangan                        | Satuan           |
|----------------|-----------------------------------|------------------|
| X <sub>1</sub> | Kepadatan Penduduk                | /km <sup>2</sup> |
| X <sub>2</sub> | Angka Partisipasi Murni (APM) SMA | %                |
| X <sub>3</sub> | PDRB ADHB/Kapita                  | ribu rupiah      |
| X <sub>4</sub> | PDRB ADHK/Kapita                  | ribu ruiah       |
| X <sub>5</sub> | Harapan Lama Sekolah (HLS)        | tahun            |
| X <sub>6</sub> | Usia Harapan Hidup (UHH)          | tahun            |
| X <sub>7</sub> | Rata-rata Lama Sekolah (RLS)      | tahun            |

|                 |                                     |               |
|-----------------|-------------------------------------|---------------|
| X <sub>8</sub>  | Upah Minimum Provinsi (UMP)         | rupiah        |
| X <sub>9</sub>  | Tingkat Kemiskinan                  | %             |
| X <sub>10</sub> | Penanaman Modal Dalam Negeri (PMDN) | milyar rupiah |

Pada penelitian ini, pengolahan data dilakukan dengan bantuan *software* IBM SPSS *Statistis* 27 menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Tahapan awal dalam penelitian ini adalah melakukan analisis deskriptif dengan mendeskripsikan atau menggambarkan data. Analisis deskriptif menggunakan ringkasan statistik seperti nilai rata-rata (*mean*), standar deviasi, nilai minimum, dan maksimum untuk mempermudah pemahaman serta menjadi acuan dalam mengidentifikasi karakteristik data. Berikutnya, dalam analisis faktor sebagai salah satu metode analisis multivariat perlu dilakukan pengujian asumsi distribusi normal multivariat. Sebagian besar prosedur inferensial multivariat bergantung pada distribusi normal multivariat, yang merupakan perluasan langsung dari distribusi normal univariat. Teknik multivariat bekerja secara optimal ketika asumsi normalitas multivariat terpenuhi (Sutrisno & Wulandari, 2018).

Setelah asumsi normal multivariat terpenuhi, maka prosedur dilanjutkan dengan analisis faktor dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Metoda PCA dipilih karena penelitian ini bertujuan untuk mereduksi data dari faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia di Indonesia tahun 2023. Menurut Santosa dalam (Saepurohman & Putro, 2019), PCA merupakan teknik yang andal untuk mengekstraksi struktur dari kumpulan data berdimensi tinggi sehingga metode ini sangat sesuai digunakan ketika tujuan penelitian adalah mereduksi data menjadi jumlah variabel yang lebih sedikit, sehingga dapat meringkas informasi secara lebih efisien. Adapun prosedur analisis faktor menggunakan PCA diuraikan sebagai berikut.

1. Membentuk matriks korelasi untuk menganalisis keterkaitan antarvariabel.
2. Melakukan pengujian independensi menggunakan uji *Bartlett*. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan kesamaan matriks korelasi dengan matriks identitas yang mengindikasikan adanya korelasi antarvariabel.
3. Memeriksa kecukupan data menggunakan nilai *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO). Kriteria dari nilai KMO disajikan pada tabel berikut.

**Tabel 2. Kriteria Nilai KMO**

| Nilai KMO | Keterangan   |
|-----------|--|
| 0,9 – 1,0 | Data sangat baik untuk dilakukan analisis faktor     |
| 0,8 – 0,9 | Data baik untuk dilakukan analisis faktor            |
| 0,7 – 0,8 | Data lumayan baik untuk dilakukan analisis faktor    |
| 0,6 – 0,7 | Data lebu dari cukup unruk dilakukan analisis faktor |
| 0,5 – 0,6 | Data cukup untuk dilakukan analisis faktor           |
| ≤ 0,05    | Data tidak layak untuk dilakukan analisis faktor     |

4. Memeriksa kecukupan sampel setiap variabel berdasarkan matriks korelasi *anti image*. Setiap variabel yang memiliki nilai *Measures of Sampling Adequacy* (MSA) kurang dari 0,5 akan dikeluarkan dari analisis, karena dianggap tidak layak untuk digunakan dalam analisis faktor.
5. Menentukan jumlah komponen utama terbentuk dengan memeriksa nilai *eigen* yang lebih dari 1, mengidentifikasi varians kumulatif yang dapat dijelaskan minimal 66%, serta mengamati visualisasi ekstraksi PCA dengan *scree plot*.
6. Melakukan rotasi faktor bertujuan untuk mengelompokkan variabel-variabel yang memiliki korelasi kuat ke dalam komponen yang sama. Hal ini dilakukan dengan

memperhatikan nilai *loading factor*, jika sebuah variabel memiliki nilai *loading*  $\geq 0,5$  maka variabel tersebut dianggap memiliki korelasi tinggi dengan komponen yang terbentuk.

7. Memberi nama pada komponen utama atau faktor yang telah terbentuk.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

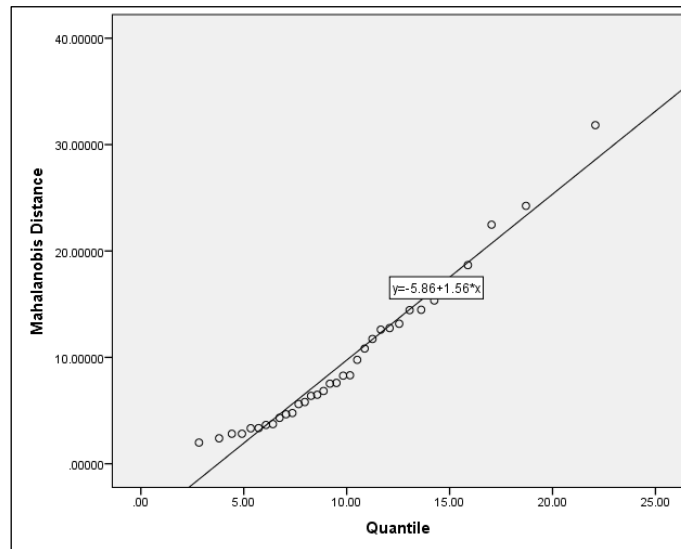
Pada penelitian ini, karakteristik data diidentifikasi berdasarkan nilai *mean*, standar deviasi, nilai minimum, dan maksimum dari masing-masing variabel yang hasilnya disajikan pada tabel berikut.

**Tabel 3. Karakteristik Data**

| Variabel        | n  | Mean      | Standar Deviasi | Minimum    | Maksimum  |
|-----------------|----|-----------|-----------------|------------|-----------|
| X <sub>1</sub>  | 34 | 752,65    | 2749,12         | 10         | 16146,00  |
| X <sub>2</sub>  | 34 | 63,89     | 5,92            | 48,32      | 76,37     |
| X <sub>3</sub>  | 34 | 81948,51  | 61906,99        | 23078,03   | 322615,13 |
| X <sub>4</sub>  | 34 | 48180,83  | 36034,25        | 13513,49   | 192133,32 |
| X <sub>5</sub>  | 34 | 13,3      | 0,74            | 11,15      | 15,66     |
| X <sub>6</sub>  | 34 | 70,69     | 2,41            | 66,01      | 75,12     |
| X <sub>7</sub>  | 34 | 8,93      | 0,91            | 7,15       | 11,45     |
| X <sub>8</sub>  | 34 | 2923309,4 | 602114,23       | 1958169,69 | 4901798   |
| X <sub>9</sub>  | 34 | 10,09     | 5,18            | 4,25       | 26,03     |
| X <sub>10</sub> | 34 | 19778,87  | 24755,17        | 1174,1     | 95202,1   |

Berdasarkan karakteristik data pada tabel di atas, terlihat bahwa setiap variabel memiliki pola penyebaran dan skala yang berbeda. Beberapa variabel seperti X<sub>2</sub>, X<sub>5</sub>, X<sub>6</sub>, X<sub>7</sub>, dan X<sub>9</sub> memiliki rata-rata yang kecil dengan penyebaran data yang sempit (standar deviasi rendah), menunjukkan bahwa nilai-nilai data pada variabel ini relatif seragam dan stabil. Sebaliknya, variabel X<sub>1</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub>, X<sub>8</sub>, dan X<sub>10</sub> menunjukkan penyebaran data yang sangat luas dengan standar deviasi tinggi, mengindikasikan adanya variabilitas besar dalam data. Secara keseluruhan, data menunjukkan variasi yang beragam, yang dapat mencerminkan adanya perbedaan karakteristik atau skala antarvariabel.

Selanjutnya, perlu dilakukan pengujian dan pemeriksaan asumsi guna memastikan data yang digunakan telah sesuai untuk digunakan dalam analisis komponen utama. Pada stastistika multivariat, asumsi utama yang harus terpenuhi adalah asumsi data mengikuti distribusi normal secara multivariat. Pada penelitian ini, metode yang digunakan untuk memastikan data berdistribusi normal multivariat adalah dengan pemeriksaan *Q-Q Plot* yang disajikan pada gambar berikut.



**Gambar 1. Q-Q Plot**  
 Sumber: Output SPSS

Berdasarkan gambar di atas menunjukkan bahwa data tersebar di dekat garis linear antara nilai *Mahalanobis distances* dengan nilai quantilnya. Artinya, data yang digunakan telah mengikuti distribusi normal secara multivariat. Namun, untuk memvalidasi hal tersebut maka dilanjutkan pengujian distribusi normal multivariat menggunakan T-proporsi yang diuraikan sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0$  : Data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia berdistribusi normal multivariat

$H_1$  : Data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia tidak berdistribusi normal multivariat

Ditetapkan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0.05, sehingga didapatkan daerah penolakan tolak  $H_0$  jika nilai *T-proporsi* berada diluar  $45\% \leq T\text{-Proporsi} \leq 55\%$ . Dengan menggunakan *software R*, didapatkan *T-proporsi* dari data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia sebesar 55% sehinggann diputuskan gagal tolak  $H_0$ . Artinya, data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia di Indonesia tahun 2023 memenuhi asumsi berdistribusi normal secara multivariat.

Asumsi berikutnya yang harus dipenuhi adalah asumsi dependensi antar variabel. Adapun metode pengujian yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan uji *Bartlett* yang diuraikan ssebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0$  : Data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia independen

$H_1$  : Data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia dependen

Ditetapkan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 0,05, sehingga didapatkan daerah penolakan tolak  $H_0$  jika nilai  $\chi^2_{hitung} > \chi^2_{(\alpha;df)}$  atau *P-Value* < 0,05.

**Tabel 4. Statistik Uji Bartlett**

| $\chi^2_{hitung}$ | $\chi^2_{(0,05;45)}$ | <i>P-Value</i> |
|-------------------|----------------------|----------------|
| 284,653           | 61,656               | 0,000          |

Tabel di atas menunjukkan hasil uji yang signifikan karena *P-Value* yang bernilai 0,000 kurang dari  $\alpha$  sebesar 0,05. Dengan demikian, faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan

manusia di Indonesia tahun 2023 telah memenuhi asumsi dependensi antar variabel.

Dalam analisis komponen utama, data yang digunakan perlu diperiksa kecukupan data menggunakan nilai *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO). Pemeriksaan ini bertujuan untuk memastikan data cukup untuk difaktorkan dengan kriteria yang dijelaskan pada Tabel 2.

**Tabel 5. Nilai KMO**

|                           |
|---------------------------|
| <i>Kaiser-Meyer-Olkin</i> |
| 0,706                     |

Dengan nilai KMO sebesar 0.706 menunjukkan bahwa data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia di Indonesia tahun 2023 telah cukup untuk digunakan dalam analisis faktor menggunakan analisis komponen utama.

Selain memeriksa kecukupan data, dalam analisis faktor juga perlu dilakukan pemeriksaan kecocokan variabel dalam membentuk faktor bersama. Metode yang digunakan adalah mengevaluasi korelasi antar variabel setelah mengeliminasi pengaruh variabel lain dengan pemeriksaan matriks korelasi *anti-image*.

**Tabel 6. Korelasi Anti-Image**

| Variabel        | Nilai MSA |
|-----------------|-----------|
| X <sub>1</sub>  | 0,799     |
| X <sub>2</sub>  | 0,623     |
| X <sub>3</sub>  | 0,704     |
| X <sub>4</sub>  | 0,684     |
| X <sub>5</sub>  | 0,636     |
| X <sub>6</sub>  | 0,796     |
| X <sub>7</sub>  | 0,815     |
| X <sub>8</sub>  | 0,657     |
| X <sub>9</sub>  | 0,663     |
| X <sub>10</sub> | 0,646     |

Berdasarkan tabel di atas, dapat diketahui bahwa seluruh variabel yang digunakan memiliki nilai MSA yang lebih besar dari 0,5. Hal ini menunjukkan bahwa seluruh variabel memiliki korelasi yang cukup dan cocok untuk digunakan dalam analisis faktor.

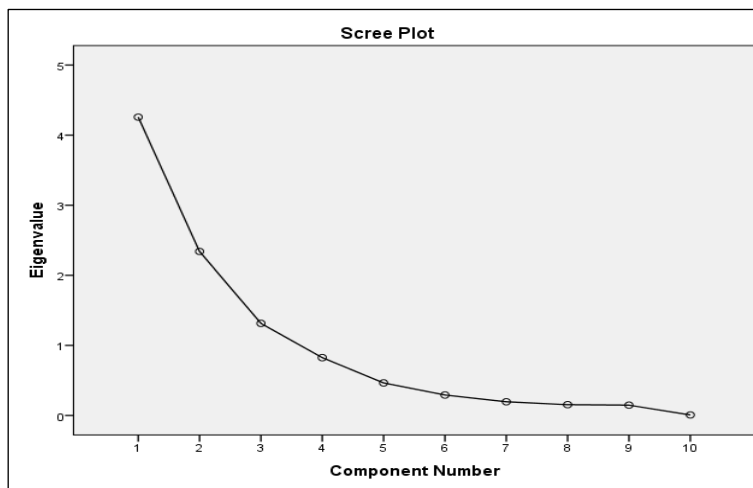
Dalam penelitian ini, metode ekstraksi dari analisis faktor yang diterapkan adalah *Principal Component Analysis* (Analisis Komponen Utama) yang bertujuan untuk mereduksi data. Secara sederhana, sebuah variabel akan tergabung ke dalam suatu faktor bersama variabel-variabel lain jika variabel tersebut memiliki korelasi dengan sejumlah variabel lain yang termasuk dalam kelompok faktor tersebut. Penentuan banyak faktor yang terbentuk dilakukan berdasarkan *eigenvalue*, di mana faktor dengan *eigenvalue* lebih besar dari satu dipertahankan, sedangkan faktor dengan *eigenvalue* sama dengan atau kurang dari satu tidak dimasukkan ke dalam model. Besarnya *eigenvalue* merepresentasikan kontribusi faktor terhadap varians total dari seluruh variabel asli.

**Tabel 7. Total Variance Explained**

| Komponen | Initial Eigenvalues |               |              |
|----------|---------------------|---------------|--------------|
|          | Total               | % of variance | % cumulative |
| 1        | 4,257               | 42,571        | 42,571       |
| 2        | 2,340               | 23,402        | 65,973       |
| 3        | 1,314               | 13,145        | 79,118       |

|    |       |       |        |
|----|-------|-------|--------|
| 4  | 0,826 | 8,257 | 87,375 |
| 5  | 0,465 | 4,649 | 92,024 |
| 6  | 0,292 | 2,923 | 94,947 |
| 7  | 0,196 | 1,958 | 96,904 |
| 8  | 0,154 | 1,543 | 98,447 |
| 9  | 0,147 | 1,474 | 99,921 |
| 10 | 0,008 | 0,079 | 100    |

Berdasarkan gambar di atas, dapat diketahui bahwa terdapat tiga faktor yang terbentuk memiliki *eigenvalue* lebih dari satu. Komponen pertama dengan total *eigenvalue* sebesar 4,257 dapat menjelaskan variabilitas seluruh data sebesar 42,571%. Komponen kedua dengan total *eigenvalue* sebesar 2,340 dapat menjelaskan variabilitas seluruh data sebesar 23,402%. Komponen ketiga dengan total *eigenvalue* sebesar 1,314 dapat menjelaskan variabilitas seluruh data sebesar 13,145%. Dengan demikian, secara optimal terpilih tiga komponen utama sebagai faktor baru hasil reduksi yang secara keseluruhan mampu menjelaskan variabilitas data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia Indonesia tahun 2023 sebesar 79,118%. Hasil ekstraksi metode PCA juga dapat divisualisasikan menggunakan *scree plot* berdasarkan komponen yang terbentuk dan nilai *eigenvalue*-nya.



**Gambar 2. Scree Plot**  
Sumber: Output SPSS

Gambar di atas menunjukkan terdapat sepuluh komponen yang terbentuk, yang mana komponen 1 hingga 4 mengalami penurunan yang tajam, sedangkan komponen 4 hingga 10 penurunan yang terjadi terlihat landai. Penurunan yang tajam pada *scree plot* mengindikasikan bahwa persentase varians yang dapat dijelaskan oleh komponen yang terbentuk cukup besar. Berdasarkan nilai *eigenvalue*, terlihat hanya komponen 1, 2, dan 3 yang berada di atas nilai satu, sedangkan komponen lainnya memiliki nilai *eigenvalue* di bawah nilai 1. Oleh karena itu, hanya tiga komponen yang terpilih dari hasil reduksi.

Nilai *communalities* menunjukkan proporsi varians setiap variabel asal yang mampu dijelaskan oleh variabel baru atau komponen utama yang terbentuk. Jika nilainya semakin besar maka hubungan antara variabel dengan komponen yang terbentuk semakin baik.

**Tabel 8. Nilai Communalities**

| Variabel       | Initial | Extraction |
|----------------|---------|------------|
| X <sub>1</sub> | 1       | 0.671      |

|                 |   |       |
|-----------------|---|-------|
| X <sub>2</sub>  | 1 | 0.889 |
| X <sub>3</sub>  | 1 | 0.892 |
| X <sub>4</sub>  | 1 | 0.903 |
| X <sub>5</sub>  | 1 | 0.816 |
| X <sub>6</sub>  | 1 | 0.795 |
| X <sub>7</sub>  | 1 | 0.834 |
| X <sub>8</sub>  | 1 | 0.833 |
| X <sub>9</sub>  | 1 | 0.548 |
| X <sub>10</sub> | 1 | 0.731 |

Berdasarkan tabel di atas, dapat diketahui bahwa seluruh variabel memiliki nilai *extraction* yang lebih besar dari 0.5 maka seluruhnya memenuhi persyaratan yang mana seluruh variabel dapat direpresentasikan oleh komponen utama dengan baik.

Setelah mengetahui jumlah komponen optimal yang terbentuk, maka dilanjutkan dengan tahapan pengelompokan variabel dalam setiap komponen. Pengelompokan ini berdasarkan *loading factors* yang menunjukkan korelasi setiap variabel terhadap komponen yang terbentuk. Pada penelitian ini digunakan *loading factors* dari *roated component matrix* untuk mempermudah mengidentifikasi variabel yang dominann masuk dalam setiap komponen.

**Tabel 9. Roated Component Matrix**

| Variabel        | Komponen     |              |               |
|-----------------|--------------|--------------|---------------|
|                 | 1            | 2            | 3             |
| X <sub>1</sub>  | <b>0,732</b> | -0,042       | 0,365         |
| X <sub>2</sub>  | -0,026       | <b>0,940</b> | 0,065         |
| X <sub>3</sub>  | <b>0,885</b> | 0,078        | 0,32          |
| X <sub>4</sub>  | <b>0,889</b> | 0,084        | 0,325         |
| X <sub>5</sub>  | -0,117       | <b>0,892</b> | 0,080         |
| X <sub>6</sub>  | 0,077        | 0,245        | <b>0,854</b>  |
| X <sub>7</sub>  | 0,552        | <b>0,666</b> | 0,293         |
| X <sub>8</sub>  | <b>0,876</b> | -0,146       | -0,21         |
| X <sub>9</sub>  | -0,146       | -0,231       | <b>-0,688</b> |
| X <sub>10</sub> | 0,308        | -0,199       | <b>0,773</b>  |

Pengelompokkan komponen dipilih berdasarkan nilai korelasi tertinggi yang ditunjukkan cetak tebal pada tabel di atas. Dengan demikian, variabel X<sub>1</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub>, dan X<sub>8</sub> sebagai anggota komponen satu yang diinterpretasikan sebagai ‘faktor ekonomi dan kependudukan’. Sedangkan variabel X<sub>2</sub>, X<sub>5</sub>, dan X<sub>7</sub> sebagai anggota komponen dua yang diinterpretasikan sebagai ‘faktor pendidikan’. Sementara itu, variabel X<sub>6</sub>, X<sub>9</sub>, dan X<sub>10</sub> sebagai anggota komponen tiga yang diinterpretasikan sebagai ‘faktor kesejahteraan dan investasi’.

Langkah akhir dalam analisis faktor yakni menilai ketepatan komponen utama yang terbentuk berdasarkan nilai korelasi pada *component transformation matrix* yang disajikan pada tabel berikut.

**Tabel 10. Component Transformation Matrix**

| Komponen | 1      | 2     | 3      |
|----------|--------|-------|--------|
| 1        | 0,784  | 0,263 | 0,562  |
| 2        | -0,434 | 0,880 | 0,193  |
| 3        | 0,444  | 0,395 | -0,804 |

Nilai diagonal pada *component transformation matrix* di atas menunjukkan nilai korelasi yang cukup besar mendekati angka satu. Nilai tersebut menggambarkan korelasi yang tinggi sehingga dapat dikatakan bahwa tiga komponen utama yang terbentuk sudah tepat untuk menginterpretasikan faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia di Indonesia tahun 2023.

## KESIMPULAN

Pada penelitian ini didapatkan hasil pada karakteristik data faktor-faktor yang memengaruhi pembangunan manusia menunjukkan adanya ketimpangan signifikan pada variabel-variabel ekonomi seperti PDRB, UMP, dan PMDN, yang mencerminkan kesenjangan pembangunan antar wilayah. Di sisi lain, indikator pendidikan seperti HLS dan RLS menunjukkan pemerataan yang relatif baik. Hal ini mengindikasikan perlunya intervensi kebijakan yang lebih terarah untuk mengurangi kesenjangan ekonomi sambil mempertahankan pemerataan pada aspek pendidikan dan kesehatan. Berdasarkan hasil pengujian, asumsi analisis faktor telah terpenuhi, termasuk distribusi normal secara multivariat, saling ketergantungan antar variabel, kecukupan data untuk dianalisis, dan adanya korelasi antar variabel. Analisis faktor menunjukkan pola penurunan pergerakan dari komponen pertama hingga komponen kesepuluh, menghasilkan tiga komponen utama. Ketiga komponen ini membentuk pengelompokan baru, yaitu faktor ekonomi dan kependudukan, faktor pendidikan, serta faktor kesejahteraan dan investasi, yang secara keseluruhan mampu merangkul sepuluh variabel dalam faktor-faktor pembangunan manusia.

## DAFTAR PUSTAKA

- Amaluddin, Payopo, R. W., & Laitupa, A. A. (2017). PENGUKURAN KINERJA PEMBANGUNAN MANUSIA DESA/KECAMATAN KABUPATEN SERAM BAGIAN BARAT DENGAN MENGGUNAKAN ANALISIS MULTIVARIAT. *Jurnal Ekonomi*.
- Anwar, K., Goejantoro, R., & Prangga, S. (2022). Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Pulau Kalimantan Berdasarkan Indikator Indeks Pembangunan Manusia Tahun 2020 Menggunakan Optimasi K-Means Cluster Dengan Principle Component Analysis (PCA). *urnal EKSPONENSIAL*.
- Dewi, S., Magdalena, & Pakereng, I. (2023). IMPLEMENTASI PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS PADA K-MEANS UNTUK KLASTERISASI TINGKAT PENDIDIKAN PENDUDUK KABUPATEN SEMARANG. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*.
- Firliana, R., Wulanningrum, R., & Sasongko, W. (2021). Implementasi Principal Component Analysis (PCA) Untuk Pengenalan Wajah Manusia.
- Saepurohman, T., & Putro, B. E. (2019). Analisis Principal Component Analysis (PCA) Untuk Mereduksi Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kualitas Kulit Kikil Sapi. *Seminar dan Konferensi Nasional IDEC*. Surakarta.
- Sutrisno, & Wulandari, D. (2018). Multivariate Analysis of Variance (MANOVA) untuk Memperkaya Hasil Penelitian Pendidikan. *Aksioma*, 9(1), 37-53.