

Artikel : [Akses terbuka/Open Access](#)

Eksplorasi Ketimpangan dan Klasterisasi Pembangunan Manusia di Provinsi Nusa Tenggara Timur

Sitasi : Syaifullah & Sari. 2025, JSTAR 5(1), 73-83.

Kronologi naskah.

Submit : 17 Februari 2025

Revisi : 9 April 2025

Diterima : 19 Juni 2025



Lembaga yang independen, Terpercaya
dan Berperan Aktif dalam Mendukung
Perumusan Kebijakan Berbasis Data



PEMBANGUNAN ZONA INTEGRITAS

EKSPLORASI KETIMPANGAN DAN KLASTERISASI PEMBANGUNAN MANUSIA DI PROVINSI NUSA TENGGARA TIMUR

Dwi Rizky Syaifullah¹, Diah Mekita Sari²

¹Badan Pusat Statistik Kota Kupang, Indonesia

²Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Timur, Indonesia

✉korespondensi penulis: rizky.syaiful@bps.go.id, mekita.sari@bps.go.id

Abstract

The Human Development Index (HDI) is a crucial metric for assessing multidimensional regional development quality. Nusa Tenggara Timur Province (NTT) has one of the lowest HDI scores in Indonesia, reflecting persistent challenges in education, health, and economic conditions. This study examines HDI disparities in NTT and classifies its regencies/municipality using Coefficient Variation (CV) and K-means clustering. CV quantifies inequality among regencies/municipality, while K-means clustering segments regions based on HDI patterns. The novelty of this study lies in integrating CV analysis with K-means clustering, providing a more comprehensive approach to understanding HDI disparities. This combined method allows for a more detailed classification of regions, offering insights for more targeted policy interventions. The findings reveal a decline in HDI disparity from 2020 to 2024, primarily driven by improvements in the living standard dimension. However, significant gaps persist, particularly in education and health accessibility. The clustering analysis identifies four distinct regional groups: (1) "Healthy and Educated Regions" with high life expectancy and schooling rates, (2) "Underdeveloped Regions" with low scores across all HDI components, (3) "Educated Regions" with strong educational indicators but weaker health and income levels, and (4) "Developed Regions" exhibiting high scores across all HDI dimensions. Addressing disparities in the living standard dimension remains a key strategy for fostering equitable human development in NTT.

Keyword: *Coefficient Variation, Human Development Index, Inequality, K-means Clustering.*

1. Pendahuluan

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah indikator penting yang digunakan untuk mengukur kualitas pembangunan suatu wilayah secara multidimensional. IPM mencakup pengukuran kualitas manusia

berdasarkan tiga dimensi dasar: umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak (Badan Pusat Statistik, 2024).

Pentingnya IPM terletak pada kemampuannya untuk memberikan gambaran yang lebih holistik tentang

kondisi pembangunan, dibandingkan hanya melihat Produk Domestik Bruto perkapita (Kula dkk., 2025). Hal ini memungkinkan pembuat kebijakan untuk mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan suatu wilayah, serta mengarahkan sumber daya dan intervensi secara lebih tepat sasaran. Dengan mengintegrasikan dimensi-dimensi yang esensial, IPM menjadi dasar bagi pengambilan keputusan yang berorientasi pada pembangunan berkelanjutan dan inklusif (Mangaraj & Aparajita, 2020).

IPM memiliki peran strategis dalam mengidentifikasi disparitas pembangunan antarwilayah, baik secara nasional maupun global (Zhang dkk, 2024). Ketimpangan dalam nilai IPM sering kali mencerminkan distribusi sumber daya yang tidak merata, akses terbatas terhadap layanan dasar, dan kesenjangan sosial yang mendalam (Prawesti Ningrum dkk, 2024). IPM juga digunakan untuk mendukung pencapaian tujuan pembangunan berkelanjutan terutama dalam hal pengentasan kemiskinan, peningkatan kualitas pendidikan, dan pemerataan akses terhadap layanan kesehatan.

IPM memiliki peran strategis dalam mengevaluasi kualitas pembangunan di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT), yang merupakan salah satu wilayah dengan tingkat IPM terendah di Indonesia. IPM yang mencakup indikator-indikator pendidikan, kesehatan, dan standar hidup, memberikan gambaran komprehensif tentang kesejahteraan masyarakat di

wilayah ini.

Ketimpangan angka IPM di NTT mencerminkan tantangan mendasar seperti rendahnya tingkat akses terhadap layanan pendidikan dan kesehatan, serta tingkat pendapatan yang masih berada di bawah rata-rata nasional (Farkhati, 2024). Ketimpangan IPM di NTT juga memiliki implikasi yang luas terhadap kualitas hidup masyarakat dan stabilitas sosial di wilayah ini. Ketidakeimbangan pembangunan sering kali memperburuk kondisi kemiskinan dan meningkatkan kerentanan masyarakat di daerah-daerah tertinggal (Ziganshin & Serebryakova, 2023).

Ketimpangan IPM di NTT sangat mencolok, dengan variasi yang signifikan antar kabupaten/kota. IPM Kabupaten/Kota di Provinsi NTT tersebar dari kategori sedang hingga sangat tinggi (Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Timur, 2025). Ketimpangan ini mengindikasikan adanya perbedaan yang signifikan dalam akses terhadap layanan dasar seperti pendidikan, kesehatan, dan pendapatan. Ketimpangan capaian IPM dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti distribusi geografis yang sulit, keterbatasan infrastruktur, serta minimnya investasi pada sektor pendidikan dan kesehatan (Nofiana Erwanti dkk, 2023).

Kebaruan dalam penelitian ini terletak pada penggabungan antara analisis ketimpangan menggunakan Koefisien Variasi (CV) dan analisis

pengelompokan wilayah dengan analisis kluster menggunakan *K-means*, yang belum pernah dilakukan sebelumnya di Provinsi NTT. Pendekatan ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam kajian pembangunan manusia dengan mengintegrasikan dua metode analisis untuk menghasilkan pemahaman yang lebih komprehensif.

Analisis ketimpangan melalui CV memungkinkan identifikasi tingkat disparitas antar kabupaten/kota di NTT secara kuantitatif, sementara analisis kluster menggunakan *K-means* memberikan segmentasi wilayah berdasarkan pola IPM yang serupa. Kombinasi kedua metode ini tidak hanya membantu mengidentifikasi wilayah yang paling rentan terhadap ketimpangan, tetapi juga memberikan wawasan tentang karakteristik unik masing-masing kelompok wilayah.

Metode CV dapat digunakan sebagai alat pengukuran statistik yang efektif dalam menggambarkan tingkat ketimpangan IPM di NTT (Shahzad dkk, 2023). Koefisien variasi, yang dihitung sebagai rasio antara standar deviasi dan rata-rata, memberikan nilai proporsional yang mencerminkan tingkat heterogenitas IPM di seluruh wilayah NTT.

Selain menggunakan CV, analisis kluster *K-means* digunakan sebagai pendekatan pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan karakteristik untuk memahami pola ketimpangan IPM di NTT. Metode ini memungkinkan

pengelompokan kabupaten/kota menjadi beberapa kelompok berdasarkan tingkat kemiripan dalam dimensi umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak (Alfons dkk, 2024; Ankireddypalli dkk, 2024; Aryasatya & Lusiana, 2024; Fahmiyah & Ningrum, 2023; Kenneth & Stephan, 2010, 2011; Khan & Riskin, 2001; Kovjanić, 2024; Mariskhana dkk, 2024; Martínez, 2016; Nag & Pradhan, 2023; Qori'atunnadyah, 2023). Pengelompokan ini dapat digunakan untuk merancang intervensi yang terfokus pada kelompok wilayah yang lebih rentan. Selain itu, analisis kluster memudahkan identifikasi kebutuhan prioritas pembangunan di wilayah-wilayah tertentu, seperti peningkatan akses infrastruktur dasar dan penguatan layanan kesehatan dan pendidikan (Warolemba dkk, 2023).

Pada beberapa penelitian sebelumnya, dimensi pengetahuan merupakan penyumbang tertinggi terhadap ketimpangan IPM di negara-negara terbelakang, sementara dimensi standar hidup layak paling signifikan terjadi di negara-negara yang lebih maju (Martínez, 2016; Permanyer & Smits, 2020). Sementara itu, penelitian lain menunjukkan bahwa dimensi pengetahuan dan standar hidup layak signifikan berpengaruh pada ketimpangan IPM (Fahmiyah & Ningrum, 2023; Kenneth & Stephan, 2010, 2011; Nag & Pradhan, 2023).

Kajian yang dilakukan oleh Khan dan Riskin (2001), menyatakan bahwa ketimpangan dimensi standar hidup

layak merupakan kontributor signifikan terhadap ketimpangan pembangunan manusia secara keseluruhan. Akan tetapi, dimensi umur panjang dan hidup sehat serta dimensi pengetahuan juga merupakan faktor penting yang memengaruhi kesejahteraan dan pembangunan manusia yang berkelanjutan (Alfons dkk, 2024; Khan & Riskin, 2001; Kovjanić, 2024).

Penelitian sebelumnya mengungkap terdapat pengelompokan yang signifikan pada wilayah-wilayah yang mengalami peningkatan IPM di China (Zhang dkk, 2024). Penelitian ini menunjukkan bahwa nilai IPM yang lebih rendah terkonsentrasi di daerah pedalaman serta menyoroti ketimpangan regional dan perlunya upaya pembangunan yang terarah di wilayah ini.

Pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan IPM menggunakan *K-means* yang dilakukan di Jawa Tengah pada penelitian sebelumnya menghasilkan empat kluster (Aryasatya & Lusiana, 2024). Sementara itu, pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan IPM di Jawa Barat yang dilakukan dengan metode yang sama menghasilkan tiga kluster (Mariskhana dkk., 2024). Penelitian menggunakan *K-means* juga dilakukan untuk mengelompokkan provinsi-provinsi berdasarkan IPM pada tingkat nasional dan menghasilkan tiga kluster (Larasati dkk., 2021). Dimensi yang berperan signifikan dalam analisis kluster dapat ditentukan dengan uji *One-Way ANOVA* (Qori'atunnadyah, 2023).

2. Metodologi

Bahan dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data dari Badan Pusat Statistik Provinsi NTT. Terdapat lima variabel yang digunakan yaitu: Indeks Pembangunan Manusia (IPM); Umur Harapan Hidup saat Lahir (UHH) yang mewakili dimensi umur panjang dan hidup sehat; Harapan Lama Sekolah (HLS) dan Rata-rata Lama Sekolah (RLS) yang mewakili dimensi pengetahuan; serta Pengeluaran Riil per Kapita per Tahun yang disesuaikan yang mewakili dimensi standar hidup layak. Data IPM dan UHH yang digunakan berdasarkan hasil *Long Form Sensus Penduduk 2020*. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan periode data tahun 2020 hingga 2024 yang mencakup 22 kabupaten/kota di Provinsi NTT.

Metode Analisis Data

Penelitian ini menggunakan analisis deskriptif berupa Koefisien Variasi (CV) dan analisis kluster menggunakan metode *K-means*. CV digunakan untuk menghitung ketimpangan antar kabupaten/kota berdasarkan dimensi pembentuk IPM. Hal ini karena CV bisa menangani perbedaan satuan dari masing-masing dimensi pembentuk IPM (Jalilibal dkk, 2021). Berikut adalah formula dari CV:

$$\gamma = \frac{\sigma}{\mu}$$

Dimana: γ : Koefisien Variasi (CV)

σ : Standard Deviasi

μ : Rata-rata

Metode *K-means* merupakan metode paling populer dalam melakukan analisis kluster (Ahmed dkk, 2020). Namun, metode ini juga sensitif dengan adanya pencilan. Oleh karena itu, analisis kluster dilakukan dengan mengeluarkan pencilan terlebih dahulu dengan metode IQR (*Interquartile Range*).

Terdapat empat tahapan dalam melakukan analisis kluster dengan metode *K-means* (Wang dkk, 2022). Keempat tahapan tersebut sebagai berikut:

- Pertama, menentukan jumlah kluster. Penentuan jumlah kluster optimal dalam penelitian ini menggunakan *elbow method*. Grafik *elbow method* merupakan grafik garis yang sumbu horizontalnya menunjukkan jumlah kluster dan vertikalnya menunjukkan nilai total *sum of square* antara kluster (Fahmiah & Ningrum, 2023).
- Kedua, menentukan jarak antara observasi dengan pusat kluster. Jarak dari observasi dengan pusat kluster diukur menggunakan jarak *euclidean* (Fahmiah & Ningrum, 2023). Formula pengukuran jarak tersebut sebagai berikut:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{l=1}^p (x_{il} - m_{jl})^2} \quad (1)$$

d_{ij} adalah jarak yang diukur antara observasi ke- i dan pusat kluster ke- j , x_{il} adalah observasi

ke- i dari variabel ke- l , dan m_{jl} adalah koordinat ke- l dari titik pusat kluster j .

- Ketiga, menghitung rata-rata nilai dari semua observasi pada masing-masing kluster dan memperbaharui pusat kluster. Formula yang digunakan sebagai berikut:

$$m_{jl} = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x_{il} \in C_j} x_{il} \quad (2)$$

C_j adalah jumlah observasi dalam kluster ke- j .

- Mengulang tahapan kedua dan ketiga sampai susunan anggota kluster tidak berubah-ubah lagi.

Selain analisis kluster, penelitian ini juga menggunakan *One-Way ANOVA* seperti yang dilakukan oleh Qori'atunnadyah (2023). Hal ini dilakukan untuk melihat dimensi penyusun IPM yang memberikan kontribusi signifikan terhadap pembentukan kluster.

3. Hasil dan Pembahasan

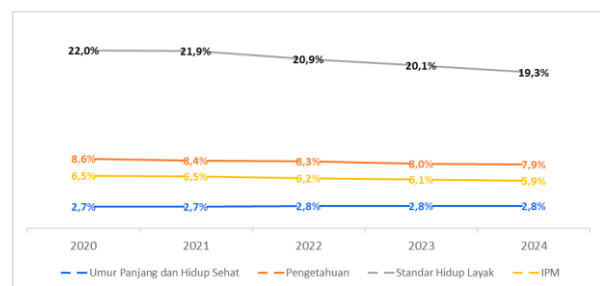
Nilai CV IPM antar kabupaten/kota di provinsi NTT mengalami penurunan 0,6 persen sejak tahun 2020. Kondisi ini menunjukkan adanya perbaikan pemerataan pembangunan manusia antar kabupaten/kota di Provinsi NTT. Penyumbang ketimpangan IPM di Provinsi NTT adalah dimensi pengetahuan dan standar hidup layak. Kondisi tersebut sejalan dengan

penelitian sebelumnya (Fahmiah & Ningrum, 2023; Kenneth & Stephan, 2010, 2011; Nag & Pradhan, 2023). Dari kedua dimensi tersebut, ketimpangan dimensi standar hidup layak menyumbang ketimpangan tertinggi dibandingkan dimensi lainnya. Ketimpangan dimensi tersebut di Provinsi NTT relatif tinggi antar kabupaten/kota. Ketimpangan komponen ini berkisar antara 19,3 sampai dengan 22,0 persen dalam periode 2020-2024. Kondisi ini sejalan dengan penelitian Khan dan Riskin (2001).

Meski demikian, ketimpangan dimensi standar hidup layak antar kabupaten/kota terus mengalami penurunan dari tahun 2022 hingga 2024. Kondisi pemulihan pasca pandemi Covid-19 menjadi salah satu penyebab terjadinya perbaikan standar hidup di Provinsi NTT. Penurunan komponen ini juga diikuti oleh penurunan ketimpangan IPM di Provinsi NTT. Oleh karena itu, pemerintah perlu memberikan perhatian khusus terhadap ketimpangan dimensi standar hidup layak untuk melakukan pemerataan pembangunan manusia antar kabupaten/kota di Provinsi NTT.

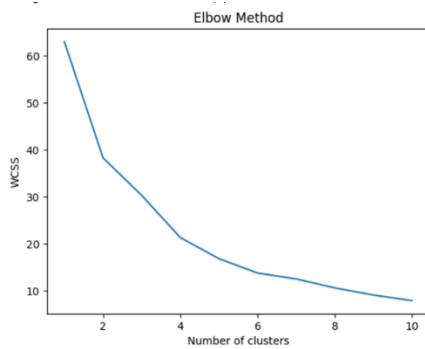
Dimensi umur panjang dan hidup sehat serta dimensi pengetahuan memiliki kesenjangan yang relatif rendah dibandingkan dimensi standar hidup layak. Meski demikian, kedua dimensi ini memiliki ketimpangan yang relatif stabil selama tahun 2020 hingga 2024. Di sisi lain, ketimpangan pada dimensi umur panjang dan hidup sehat

malah mengalami kenaikan 0,1 persen dari 2020 hingga 2024. Ketimpangan pada dua dimensi ini membutuhkan perhatian tersendiri karena memiliki pengaruh juga terhadap ketimpangan pembangunan manusia antar kabupaten/kota di Provinsi NTT seperti yang disebutkan pada penelitian sebelumnya (Alfons dkk, 2024; Khan & Riskin, 2001; Kovjanić, 2024).



Gambar 1. CV IPM dan Dimensi Pembentuknya antar Kabupaten/Kota di Provinsi NTT

Analisis kluster dilakukan dengan mengeluarkan Kota Kupang karena dianggap pencilan berdasarkan metode IQR. Hal ini karena Kota Kupang memiliki nilai IPM yang sangat tinggi dibandingkan kabupaten lain di Provinsi NTT. Jumlah kluster optimal untuk mengelompokkan kabupaten/kota di Provinsi NTT berdasarkan dimensi pembentuk IPM menggunakan *elbow method* yaitu sebanyak empat kluster. Kondisi ini mirip dengan penelitian Aryasatya & Lusiana (2024).



Gambar 2. Penentuan Jumlah Kluster Optimal berdasarkan *Elbow Methods*

Kluster yang memiliki anggota terbanyak adalah Kluster 1 yaitu delapan kabupaten. Sementara itu, kluster dengan anggota paling sedikit adalah Kluster 4 dengan tiga kabupaten saja. Kluster dengan nilai rata-rata UHH tertinggi adalah Kluster 1 dengan nilai UHH 73,13 tahun. Sementara itu, kluster dengan rata-rata HLS tertinggi adalah Kluster 3 dengan nilai HLS sebesar 13,34 tahun. Kluster 4 memiliki nilai RLS dan rata-rata pengeluaran riil perkapita pertahun yang disesuaikan terbesar yaitu dengan nilai rata-rata berturut-turut 8,30 tahun dan 9.958 ribu rupiah.

Keempat kluster tersebut memiliki nilai komponen UHH, RLS, dan Pengeluaran Riil Perkapita yang berbeda signifikan berdasarkan Uji Anova pada Tabel 1. Sementara itu, nilai HLS untuk keempat kluster tidak berbeda secara signifikan. Kondisi ini masih sejalan dengan Gambar 1.

Tabel 1. Nilai Rata-rata Komponen Masing-masing Kluster dan Hasil Uji Anova

| Nama Kluster | Jumlah | Rata-rata dari UHH | Rata-rata dari HLS | Rata-rata dari RLS | Rata-rata dari Pengeluaran Riil Perkapita per Tahun yang Disesuaikan | Rata-rata dari IPM |
|--------------|--------|--------------------|--------------------|--------------------|--|--------------------|
| Kluster 1 | 8 | 73,19 | 12,84 | 7,80 | 8.238 | 68,62 |
| Kluster 2 | 5 | 69,60 | 12,98 | 6,99 | 6.988 | 64,43 |
| Kluster 3 | 5 | 70,74 | 13,34 | 8,03 | 7.825 | 67,80 |
| Kluster 4 | 3 | 72,96 | 13,15 | 8,30 | 9.958 | 71,52 |
| F-Value | | 8.93 | 1.26 | 6,87 | 14,06 | 8,93 |
| P-Value | | 0,00 | 0,32 | 0,00 | 0,00 | 0,00 |

Karakteristik lebih rinci dari masing-masing kluster terdapat pada Tabel 2. Nilai rata-rata dari masing-masing dimensi pembentuk IPM menurut kluster dibandingkan dengan rata-rata nilai dari seluruh kluster. Kluster dengan nilai komponen di atas rata-rata akan diberikan label “BAIK”. Sementara itu, nilai komponen kluster yang di bawah rata-rata diberikan label “KURANG”. Pengkategorian tersebut berguna untuk melihat kluster yang butuh perhatian lebih seperti penelitian yang dilakukan oleh Larasati dkk, (2021).

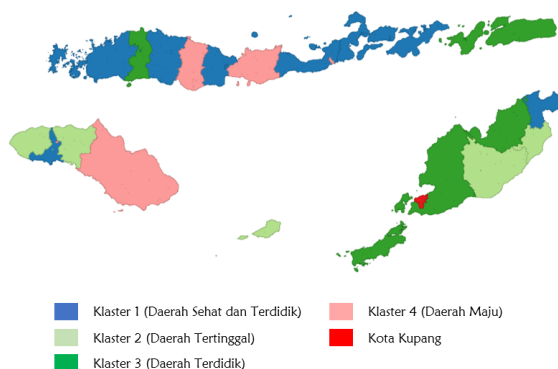
Tabel 2. Karakteristik dari Kluster

| Nama Kluster | Rata-rata dari UHH | Rata-rata dari HLS | Rata-rata dari RLS | Rata-rata dari Pengeluaran | Nama Kluster |
|--------------|--------------------|--------------------|--------------------|----------------------------|---------------------------|
| Kluster 1 | BAIK | KURANG | BAIK | KURANG | Daerah Sehat dan Terdidik |
| Kluster 2 | KURANG | KURANG | KURANG | KURANG | Daerah Tertinggal |
| Kluster 3 | KURANG | BAIK | BAIK | KURANG | Daerah Terdidik |
| Kluster 4 | BAIK | BAIK | BAIK | BAIK | Daerah Maju |

Kluster 1 merupakan kelompok kabupaten dengan rata-rata UHH dan RLS yang relatif tinggi dibandingkan dengan kluster lainnya. Oleh karena itu, kluster ini diberikan label Kluster Sehat dan Terdidik. Kabupaten yang tergolong sebagai Kluster 1 berdasarkan Gambar 3 meliputi Kabupaten Sumba Barat, Belu, Lembata, Flores Timur, Sikka, Manggarai Barat, Nagekeo, dan Manggarai Timur. Kedelapan

kabupaten ini membutuhkan adanya perbaikan pada dimensi standar hidup layak untuk mengoptimalkan pembangunan manusia.

Sementara itu, Klaster 2 memiliki nilai rata-rata yang relatif rendah pada seluruh dimensi pembentuk IPM. Klaster ini memiliki label daerah tertinggal. Anggota pada klaster ini terdiri atas Kabupaten Timor Tengah Selatan, Sumba Tengah, Sumba Barat daya, Sabu Raijua, dan Malaka. Peningkatan pembangunan manusia pada klaster ini membutuhkan perbaikan pada seluruh dimensi pembentuk IPM. Kabupaten-kabupaten pada Klaster 2 sebagian besar merupakan kabupaten yang baru terbentuk. Hal ini mengakibatkan pembangunan pada kabupaten-kabupaten ini belum maksimal sehingga memiliki IPM yang relatif rendah. Kondisi ini sejalan dengan penelitian (Zhang dkk, 2024).



Gambar 3. Sebaran Klaster berdasarkan Dimensi Pembentuk IPM

Klaster 3 memiliki rata-rata HLS dan RLS yang relatif tinggi dibandingkan klaster lainnya. Oleh karena itu, klaster ini memiliki label daerah terdidik. Anggota pada klaster ini terdiri atas Kabupaten Kupang, Timor Tengah

Utara, Alor, Manggarai, dan Rote Ndao. Klaster ini membutuhkan perbaikan dimensi umur panjang dan hidup sehat serta standar hidup layak untuk mengoptimalkan pembangunan manusia di wilayahnya.

Klaster 4 merupakan klaster dengan nilai rata-rata seluruh dimensi pembentuk IPM yang relatif tinggi. Kondisi ini membuat klaster 4 memiliki label sebagai klaster daerah maju. Sebaran anggota klaster 4 terdiri atas Kabupaten Sumba Timur, Ende, dan Ngada. Ketiga kabupaten tersebut juga memiliki nilai IPM dengan klasifikasi tinggi.

4. Simpulan dan Saran

Ketimpangan IPM antar kabupaten/kota di Provinsi NTT relatif menurun sejak tahun 2020 hingga 2024. Penyebab terbesar ketimpangan tersebut adalah dimensi standar hidup layak. Dimensi umur panjang dan hidup sehat serta dimensi pengetahuan memiliki ketimpangan yang relatif rendah, tetapi relatif stabil sejak tahun 2020.

Pengelompokan kabupaten/kota di Provinsi NTT berdasarkan dimensi pembentuk IPM menghasilkan empat klaster. Klaster 1 merupakan wilayah dengan rata-rata UHH dan RLS yang relatif tinggi dan memiliki label Daerah Sehat dan Terdidik. Klaster 2 memiliki nilai rata-rata yang relatif rendah pada seluruh dimensi pembentuk IPM dan memiliki label Daerah Tertinggal. Klaster 3 memiliki rata-rata HLS dan RLS

yang relatif tinggi dan memiliki label Daerah Terdidik. Terakhir, klaster 4 merupakan klaster dengan nilai rata-rata seluruh dimensi pembentuk IPM yang relatif tinggi dan memiliki label Daerah Maju.

Pemerintah dapat berfokus pada pemerataan Dimensi Standar Hidup Layak untuk mengurangi ketimpangan pembangunan manusia antar kabupaten/kota di Provinsi NTT. Namun, pengentasan ketimpangan tersebut akan lebih efisien jika pemerintah dapat berfokus pada kekurangan dan kelebihan masing-masing klaster.

Daftar Pustaka

- Ahmed, M., Seraj, R., & Islam, S. M. S. (2020). The *K-means* Algorithm: A Comprehensive Survey and Performance Evaluation. *Electronics*, 9(8), 1295. <https://doi.org/10.3390/electronics9081295>
- Alfons, M. E., Nursini, ., & Rahman, A. R. (2024). Government Expenditure, Human Development Index and Regional Inequality in Indonesia. *Journal of Ecohumanism*, 3(7). <https://doi.org/10.62754/joe.v3i7.4589>
- Ankireddypalli, O., Arella, M., Gujjula, S., & Jayan, S. (2024). A Clustering Approach on Unveiling Global Development Disparities. *2024 5th International Conference on Circuits, Control, Communication and Computing (I4C)*, 292–298. <https://doi.org/10.1109/I4C62240.2024.10748509>
- Aryasatya, R., & Lusiana, V. (2024). Penentuan Klustering Indeks Pembangunan Manusia Provinsi Jawa Tengah dengan Metode *K-means* Berbasis Web. *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 8(1), 155–162. <https://doi.org/10.35870/jtik.v8i1.1403>
- Badan Pusat Statistik. (2024). *Indeks Pembangunan Manusia 2023*.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Nusa Tenggara Timur. (2025). *Laporan Bulanan Data Sosial Ekonomi Provinsi Nusa Tenggara Timur Desember 2024*.
- Fahmiyah, I., & Ningrum, R. A. (2023). Human Development Clustering in Indonesia: Using *K-means* Method and Based on Human Development Index Categories. *Journal of Advanced Technology and Multidiscipline*, 02, 27–33.
- Farkhati, I. F. (2024). *Social Inequality and Access to Education: Structural Analysis in Indonesia*. <https://doi.org/10.31235/osf.io/8cybx>
- Jalilibal, Z., Amiri, A., Castagliola, P., & Khoo, M. B. C. (2021). Monitoring the coefficient of variation: A literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 161, 107600.

- <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107600>
- Kenneth, H., & Stephan, K. (2010). A Household-Based Human Development Index. *Social Science Research Network*.
- Kenneth, H., & Stephan, K. (2011). A Human Development Index at the Household Level. *Research Papers in Economics*.
- Khan, A. R., & Riskin, C. (2001). Gender, Health, and Education Human Development Dimensions of Inequality. *Inequality and Poverty in China in the Age of Globalization* (hlm. 81–102). Oxford University Press New York, NY. <https://doi.org/10.1093/oso/9780195136494.003.0005>
- Kovjanić, A. (2024). The human development index as an indicator of regional development and inequality in Serbia. *Zbornik radova – VI Kongres geografa Srbije sa međunarodnim učešćem - zbornik radova*, 356–364. <https://doi.org/10.5937/KonGef24040K>
- Kula, M. C., Moyer, Jr., C. J., & Panday, P. (2025). The Sensitivity of the Human Development Index to Assumptions about Income. *Journal of Economic Analysis*, 4(1), 192–213. <https://doi.org/10.58567/jea0401010>
- Larasati, S. D. A., Nisa, K., & Herawati, N. (2021). Robust Principal Component Trimmed Clustering of Indonesian Provinces Based on Human Development Index Indicators. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751, 012021. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012021>
- Mangaraj, B. K., & Aparajita, U. (2020). Constructing a generalized model of the human development index. *Socio-Economic Planning Sciences*, 70, 100778. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2019.100778>
- Mariskhana, K., Sintawati, I. D., & Widiarina, W. (2024). Exploring Regional Development Patterns using Machine Learning: A Python-based Clustering Analysis of Human Development Index in West Java. *Sinkron*, 8(2), 671–678. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i2.13561>
- Martínez, R. (2016). Inequality Decomposition and Human Development. *Journal of Human Development and Capabilities*, 17(3), 415–425. <https://doi.org/10.1080/19452829.2016.1155544>
- Nag, A., & Pradhan, J. (2023). Does club convergence matter? Empirical evidence on inequality in the human development index among Indian states. *Humanities and Social Sciences Communications*, 10(1), 25. <https://doi.org/10.1057/s41599-023-01518-z>

- Nofiana Erwanti, N., Wahyunadi, W., & Mahmudi, H. (2023). The Influence of Regional Expenditure In The Education, Health, And Investment Sectors On The Human Development Index In Eastern Indonesia Region. *Return : Study of Management, Economic and Bussines*, 2(6), 543–558. <https://doi.org/10.57096/return.v2i06.110>
- Permanyar, I., & Smits, J. (2020). Inequality in Human Development across the Globe. *Population and Development Review*, 46(3), 583–601. <https://doi.org/10.1111/padr.12343>
- Prawesti Ningrum, E., M, S., Endah Nursyamsi, S., & Siregar, N. (2024). Faktor Terkait Kesenjangan Ekonomi dan Kesejahteraan. *PRIVE: Jurnal Riset Akuntansi dan Keuangan*, 7(2), 116–126. <https://doi.org/10.36815/prive.v7i2.3480>
- Qori'atunnadyah, M. (2023). Fuzzy C-Means for Regional Clustering in East Java Province Based on Human Development Index Indicators. *J Statistika: Jurnal Ilmiah Teori dan Aplikasi Statistika*, 16(2), 524–534. <https://doi.org/10.36456/jstat.vol16.no2.a8240>
- Shahzad, U., Ahmad, I., García-Luengo, A. V., Zaman, T., Al-Noor, N. H., & Kumar, A. (2023). Estimation of Coefficient of Variation Using Calibrated Estimators in Double Stratified Random Sampling. *Mathematics*, 11(1), 252. <https://doi.org/10.3390/math11010252>
- Wang, X., Shen, A., Hou, X., & Tan, L. (2022). Research on cluster system distribution of traditional fort-type settlements in Shaanxi based on *K-means* clustering algorithm. *PLOS ONE*, 17(3), e0264238. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0264238>
- Warolemba, Moh. W., Resmawan, R., & Isa, D. R. (2023). Analisis Cluster Fuzzy C-Means dan Diskriminan untuk Pengelompokan Data Kesejahteraan Rakyat. *Sainsmat: Jurnal Ilmiah Ilmu Pengetahuan Alam*, 12(2), 141. <https://doi.org/10.35580/sainsmat122446492023>
- Zhang, X., Xu, J., Zhong, S., & Wang, Z. (2024). Assessing Uneven Regional Development Using Nighttime Light Satellite Data and Machine Learning Methods: Evidence from County-Level Improved HDI in China. *Land*, 13(9), 1524. <https://doi.org/10.3390/land13091524>
- Ziganshin, I. I., & Serebryakova, T. Yu. (2023). Balanced Development Of The Region As A Subject Of Risk Factors. *Oeconomia et Jus*, 2, 10–18. <https://doi.org/10.47026/2499-9636-2023-2-10-18>