

## **Analisis Hubungan Pengeluaran Riil Per Kapita terhadap Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia Tahun 2022–2024 : Data BPS 2024**

**Retta Vianney Hutagalung<sup>1</sup>, Fatiha Atha Hafizha<sup>2</sup>, Andika Pratama Tarigan<sup>3</sup>, Nadiya Athaillah<sup>4</sup>**

<sup>1-4</sup>Program Studi S-1 Statistika, FMIPA, Universitas Negeri Medan, Medan, Indonesia  
E-mail: [rettavianneyhutagalung12@gmail.com](mailto:rettavianneyhutagalung12@gmail.com)<sup>1</sup>, [fatihaatha1204@gmail.com](mailto:fatihaatha1204@gmail.com)<sup>2</sup>, [andikatarigan042@gmail.com](mailto:andikatarigan042@gmail.com)<sup>3</sup>, [nadiyaathaillah09@gmail.com](mailto:nadiyaathaillah09@gmail.com)<sup>4</sup>

### **Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perkembangan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) serta keterkaitannya dengan pengeluaran riil per kapita di Indonesia selama periode 2022–2024. Data yang digunakan berasal dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) dengan cakupan 38 provinsi. Metode yang digunakan adalah deskriptif kuantitatif dengan pendekatan perbandingan antarwaktu dan antarwilayah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa IPM Indonesia meningkat dari 73,77 pada tahun 2022 menjadi 75,02 pada tahun 2024, dengan pertumbuhan yang didukung oleh peningkatan seluruh dimensi penyusunnya, terutama standar hidup layak. Peningkatan ini sejalan dengan kenaikan pengeluaran riil per kapita dari Rp11.479 ribu menjadi Rp12.341 ribu. Selain itu, terdapat disparitas antarprovinsi, di mana daerah dengan tingkat pengeluaran lebih tinggi cenderung memiliki IPM yang lebih tinggi, seperti DKI Jakarta dan D.I. Yogyakarta, dibandingkan wilayah di Papua. Temuan ini menunjukkan adanya hubungan positif antara kesejahteraan ekonomi dan pembangunan manusia. Namun, ketimpangan antarwilayah masih menjadi tantangan dalam pemerataan pembangunan di Indonesia.

**Kata Kunci:** IPM, pengeluaran riil per kapita, pembangunan manusia, disparitas wilayah.

### **PENDAHULUAN**

Pembangunan manusia merupakan paradigma pembangunan yang menempatkan manusia sebagai subjek sekaligus tujuan akhir dari proses pembangunan itu sendiri. Indeks Pembangunan Manusia hadir sebagai instrumen krusial untuk mengukur keberhasilan suatu wilayah dalam meningkatkan kualitas hidup penduduknya melalui tiga dimensi dasar: umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, serta standar hidup layak (Azfirmawarman et al., 2023). Di Indonesia, pencapaian IPM secara nasional terus menunjukkan tren positif. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik, IPM Indonesia mengalami peningkatan dari 73,77 pada tahun 2022 menjadi 75,02 pada tahun 2024. Pertumbuhan ini didorong oleh penguatan di seluruh komponen penyusunnya, terutama pada dimensi ekonomi yang diproksikan melalui pengeluaran riil per kapita yang disesuaikan (Agus Alfian Nur Ahmada et al., n.d.; Dinamika et al., 2022)

Dimensi standar hidup layak merupakan salah satu faktor dominan yang mempengaruhi fluktuasi IPM. Dalam periode 2022–2024, rata-rata pengeluaran riil per kapita masyarakat Indonesia meningkat dari Rp11.479 ribu menjadi Rp12.341 ribu. Kenaikan daya beli ini secara teoritis memberikan ruang bagi masyarakat untuk mengalokasikan sumber daya ekonomi pada kebutuhan pendidikan dan kesehatan, yang pada gilirannya akan meningkatkan kualitas pembangunan manusia secara keseluruhan (Simarmata & Iskandar, 2022; Sugiharto & Setiawan, 2015). Meski demikian, pertumbuhan yang bersifat agregat seringkali menutupi adanya disparitas antarwilayah yang masih tajam. Daerah dengan pusat pertumbuhan ekonomi tinggi seperti DKI Jakarta dan D.I. Yogyakarta tercatat memiliki IPM yang jauh melampaui rata-rata nasional, sementara wilayah di Indonesia Timur, khususnya Papua, masih berjuang menghadapi tantangan geografis dan aksesibilitas yang menghambat percepatan IPM (Luthfi, E., & Wijayanto, 2021)

Ketimpangan pembangunan antarprovinsi menuntut adanya pendekatan analisis yang lebih prediktif dan klasifikatif untuk membantu pemerintah dalam merumuskan kebijakan yang tepat sasaran. Metode statistik konvensional seringkali memiliki keterbatasan dalam menangani hubungan data yang non-linear dan kompleks. Oleh karena itu, penggunaan teknik *Data Mining* dengan algoritma *Decision Tree* menjadi sangat relevan (Kaunang, 2019). *Decision Tree* merupakan metode klasifikasi yang mampu mengubah dataset besar menjadi struktur pohon keputusan yang intuitif, di mana setiap cabang merepresentasikan aturan keputusan yang membagi wilayah berdasarkan karakteristik variabel ekonomi dan sosial tertentu (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015)

Penerapan *Decision Tree* dalam penelitian ini difokuskan untuk memetakan dan mengklasifikasikan 38 provinsi di Indonesia berdasarkan variabel pengeluaran riil per kapita guna melihat pola penyebaran status pembangunan manusia (Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., 2025). Dengan menggunakan algoritma ini, penelitian diharapkan dapat mengidentifikasi ambang batas pengeluaran tertentu yang memicu lompatan status IPM dari kategori sedang ke kategori tinggi atau sangat tinggi. Hasil klasifikasi ini tidak hanya memberikan gambaran deskriptif mengenai kondisi saat ini, tetapi juga berfungsi sebagai model klasifikasi regional yang dapat digunakan untuk memprediksi potensi keberhasilan pembangunan manusia di masa depan berdasarkan tren pengeluaran per kapita (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015). Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk memberikan landasan saintifik dalam upaya pemerataan pembangunan di seluruh pelosok Indonesia.

## KAJIAN TEORI

Indeks Pembangunan Manusia merupakan indikator yang diperkenalkan oleh *United Nations Development Programme* untuk mengukur keberhasilan pembangunan manusia yang tidak hanya terpaku pada aspek pertumbuhan ekonomi semata, tetapi juga pada kualitas hidup manusia secara holistik (Azfirmawarman, D., Magriasti, L., & Yulhendri, 2023). Di Indonesia, Badan Pusat Statistik mendefinisikan IPM sebagai indeks komposit yang disusun melalui tiga dimensi dasar yang esensial (Fitria, D. R., Ahmada, M. A. A. N., Imaretha, V. P., 2023):

- **Dimensi Umur Panjang dan Hidup Sehat:** Diukur melalui angka harapan hidup pada saat lahir, yang merepresentasikan tingkat kesehatan masyarakat dan aksesibilitas terhadap fasilitas medis.
- **Dimensi Pengetahuan:** Diukur melalui kombinasi antara Harapan Lama Sekolah dan Rata-rata Lama Sekolah, yang mencerminkan tingkat intelektualitas dan produktivitas sumber daya manusia di masa depan (Sugiharto, S., & Setiawan, 2015).
- **Dimensi Standar Hidup Layak:** Diukur melalui rata-rata pengeluaran riil per kapita yang disesuaikan untuk menjaga daya beli antarwilayah tetap sebanding (Fitria, D. R., Ahmada, M. A. A. N., Imaretha, V. P., 2023).

Pencapaian IPM yang tinggi menandakan bahwa penduduk di suatu wilayah memiliki kapabilitas untuk menentukan pilihan hidup mereka secara lebih luas, yang pada akhirnya berkontribusi pada stabilitas ekonomi nasional (Simarmata, Y. W., & Iskandar, 2022).

Pengeluaran riil per kapita adalah salah satu indikator ekonomi yang paling akurat dalam menggambarkan kesejahteraan rumah tangga karena mencerminkan kemampuan riil masyarakat dalam mengonsumsi barang dan jasa (Simarmata, Y. W., & Iskandar, 2022). Secara teoritis, terdapat hubungan timbal balik antara pengeluaran dan pembangunan manusia. Peningkatan pendapatan masyarakat yang direpresentasikan melalui kenaikan pengeluaran riil memungkinkan rumah tangga untuk mengalokasikan lebih banyak dana untuk pemenuhan gizi, akses layanan kesehatan berkualitas, dan pendidikan tinggi (Sugiharto, S., & Setiawan, 2015).

Kenaikan rata-rata pengeluaran riil di Indonesia, yang mencapai Rp12.341 ribu pada tahun 2024, secara langsung berkontribusi pada kenaikan komponen standar hidup layak dalam struktur IPM (Azfirmawarman, D., Magriasti, L., & Yulhendri, 2023). Namun, keberhasilan ini sangat bergantung pada pemerataan ekonomi. Jika pertumbuhan pengeluaran hanya terkonsentrasi di wilayah tertentu, maka akan terjadi disparitas IPM yang signifikan antarprovinsi, yang memerlukan intervensi kebijakan berbasis data yang akurat (Fitria, D. R., Ahmada, M. A. A. N., Imaretha, V. P., 2023; Luthfi, E., & Wijayanto, 2021).

*Data Mining* adalah proses ekstraksi informasi atau pola yang tidak diketahui sebelumnya namun memiliki nilai guna dari sekumpulan data besar. Dalam studi pembangunan regional, teknik ini digunakan untuk mengelompokkan wilayah-wilayah berdasarkan karakteristik sosio-ekonomi yang serupa guna memudahkan pemetaan masalah (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015). Salah satu tantangan utama dalam data pembangunan adalah sifat data yang sering kali tidak linear, sehingga memerlukan metode yang lebih fleksibel dibandingkan model statistik parametrik konvensional (Kaunang, 2019).

*Decision Tree* merupakan salah satu algoritma dalam *supervised learning* yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. Algoritma ini memodelkan hubungan antarvariabel dalam struktur pohon yang terdiri dari (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015; Kaunang, 2019):

- **Root Node:** Merupakan variabel prediktor terbaik yang membagi data ke dalam kelompok yang paling homogen.
- **Internal Node:** Mewakili pengujian terhadap atribut tertentu (misalnya, apakah pengeluaran per kapita > Rp11 juta?).
- **Leaf Node:** Merupakan hasil akhir dari keputusan atau label kelas (misalnya, Kategori IPM "Tinggi").

Keunggulan utama *Decision Tree* adalah kemampuannya dalam menghasilkan aturan keputusan (*if-then rules*) yang sangat mudah diinterpretasikan oleh pengambil kebijakan (Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., 2025). Dalam konteks IPM, algoritma ini dapat mengidentifikasi variabel mana (seperti pengeluaran riil) yang menjadi faktor penentu utama atau "pemisah" antara provinsi yang memiliki IPM tinggi dan rendah (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015).

Penerapan *Decision Tree* sangat efektif untuk mengatasi masalah ketimpangan wilayah di Indonesia. Dengan menganalisis data 38 provinsi, model ini dapat memetakan aturan-aturan yang melatarbelakangi status pembangunan manusia di setiap daerah (Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., 2025). Sebagai contoh, model dapat menunjukkan bahwa provinsi dengan pengeluaran per kapita di atas ambang tertentu secara otomatis masuk ke kategori IPM "Tinggi", kecuali jika variabel pendidikan mereka di bawah standar tertentu (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015). Pendekatan ini memberikan gambaran yang lebih detail dibandingkan sekadar angka rata-rata, karena mampu menyoroti anomali atau kesenjangan di wilayah tertentu seperti Papua dibandingkan dengan DKI Jakarta (Kaunang, 2019; Luthfi, E., & Wijayanto, 2021).

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif yang bertujuan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan tingkat pembangunan manusia di Indonesia berdasarkan variabel ekonomi. Metode deskriptif digunakan untuk memberikan gambaran sistematis mengenai perkembangan Indeks Pembangunan Manusia dan pengeluaran riil per kapita dalam rentang waktu 2022–2024 (Fitria, D. R., Ahmada, M. A. A. N., Imaretha, V. P., 2023). Selain

itu, penelitian ini menerapkan teknik *Data Mining* dengan algoritma *Decision Tree* untuk memodelkan pola hubungan antara variabel pengeluaran dan kategori pencapaian IPM di tingkat provinsi (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber dari laporan resmi Badan Pusat Statistik Indonesia. Cakupan penelitian meliputi 38 provinsi di seluruh Indonesia, termasuk provinsi-provinsi baru di wilayah Papua. Periode pengamatan dilakukan selama tiga tahun, yaitu dari tahun 2022 hingga 2024, guna menangkap dinamika perubahan setelah masa pemulihan ekonomi (Azfirmawarman, D., Magriasti, L., & Yulhendri, 2023).

Terdapat dua variabel utama yang menjadi fokus dalam analisis ini:

- **Target Variable:** Indeks Pembangunan Manusia, yang dikategorikan ke dalam empat tingkatan menurut standar BPS: sangat tinggi ( $IPM \geq 80$ ), tinggi ( $70 \geq IPM < 80$ ), sedang ( $60 \leq IPM < 70$ ), dan rendah ( $IPM < 60$ ) (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015; Luthfi, E., & Wijayanto, 2021).
- **Predictor Variable:** Pengeluaran riil per kapita yang disesuaikan (dalam ribuan rupiah). Variabel ini dipilih karena merupakan representasi dari dimensi standar hidup layak yang secara langsung mempengaruhi daya beli dan akses terhadap kebutuhan dasar (Simarmata, Y. W., & Iskandar, 2022; Sugiharto, S., & Setiawan, 2015).

Analisis data dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis menggunakan pendekatan *Decision Tree* untuk menghasilkan aturan klasifikasi yang akurat (Kaunang, 2019):

1. **Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Data:** Data IPM dan pengeluaran dari 38 provinsi dikumpulkan dan dibersihkan dari nilai yang hilang (*missing values*) untuk memastikan konsistensi model (Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., 2025)
2. **Pembentukan Struktur Pohon:** Algoritma akan memilih variabel pengeluaran sebagai *root node* atau atribut pemisah utama jika memiliki *Information Gain* tertinggi dalam menentukan kategori IPM (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015)
3. **Penentuan Aturan Keputusan:** Pohon keputusan yang terbentuk akan diekstraksi menjadi serangkaian aturan "Jika-Maka" (*If-Then Rules*). Misalnya, jika pengeluaran riil per kapita di atas ambang batas tertentu, maka provinsi tersebut diprediksi memiliki IPM kategori "Tinggi" (Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., 2025; Kaunang, 2019).
4. **Analisis Perbandingan Antarwilayah:** Hasil klasifikasi kemudian dibandingkan antarwilayah untuk mengidentifikasi disparitas, terutama membandingkan wilayah dengan performa tinggi seperti DKI Jakarta dengan wilayah yang masih memiliki tantangan pembangunan seperti Papua (Luthfi, E., & Wijayanto, 2021).

Model *Decision Tree* yang dihasilkan dievaluasi berdasarkan tingkat akurasi dalam mengklasifikasikan data historis dari tahun 2022 hingga 2024. Keberhasilan model diukur dari kemampuannya membedakan karakteristik ekonomi antarprovinsi secara presisi sehingga dapat dijadikan acuan dalam perumusan kebijakan pembangunan wilayah (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015; Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., 2025).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan analisis data sekunder, Indeks Pembangunan Manusia Indonesia menunjukkan tren pertumbuhan yang konsisten dan positif selama periode 2022 hingga 2024. Secara nasional, nilai IPM meningkat dari 73,77 pada tahun 2022 menjadi 75,02 pada tahun 2024. Peningkatan ini mencerminkan keberhasilan dalam pemulihan kualitas hidup masyarakat pasca-pandemi, di mana seluruh dimensi penyusunnya—kesehatan, pengetahuan, dan standar hidup—mengalami penguatan secara simultan (Azfirmawarman, D., Magriasti, L., & Yulhendri, 2023; Ummah, n.d.) Pertumbuhan ini tidak hanya bersifat angka agregat, tetapi juga

menunjukkan adanya perbaikan pada indikator fundamental seperti Angka Harapan Hidup dan Harapan Lama Sekolah di berbagai wilayah Indonesia (Mongan, n.d.; Sugiharto, S., & Setiawan, 2015).

Dimensi standar hidup layak, yang diprosikan melalui pengeluaran riil per kapita yang disesuaikan, menjadi salah satu pendorong utama kenaikan IPM nasional. Data menunjukkan kenaikan signifikan dari rata-rata Rp11.479 ribu pada tahun 2022 menjadi Rp12.341 ribu pada tahun 2024. Peningkatan daya beli ini mengindikasikan bahwa rumah tangga memiliki ruang finansial yang lebih besar untuk memenuhi kebutuhan dasar di luar pangan, seperti akses ke fasilitas kesehatan yang lebih baik dan pendidikan tinggi bagi anggota keluarga (Maulina & Andriyani, 2020; Nurlina *et al.*, 2023). Hubungan ini mempertegas teori bahwa pengeluaran pemerintah dan masyarakat yang efektif pada sektor produktif akan berkontribusi langsung terhadap kenaikan indeks komposit pembangunan manusia secara berkelanjutan (Mongan, n.d.; Sugiharto, S., & Setiawan, 2015).

Penerapan algoritma *Decision Tree* pada data 38 provinsi berhasil mengidentifikasi pola klasifikasi yang jelas berdasarkan variabel pengeluaran riil per kapita. Dalam model ini, pengeluaran riil berperan sebagai *root node* atau atribut utama yang memisahkan status IPM antarprovinsi (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015; Nasrullah, n.d.).

- **Aturan Klasifikasi Tinggi:** Hasil pemodelan menunjukkan bahwa provinsi dengan pengeluaran riil di atas ambang batas tertentu (misalnya > Rp12.500 ribu) secara konsisten diklasifikasikan ke dalam kategori IPM "Tinggi" atau "Sangat Tinggi". Contoh nyata dari aturan ini terlihat pada DKI Jakarta dan D.I. Yogyakarta yang memiliki stabilitas ekonomi tinggi (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015; Luthfi, E., & Wijayanto, 2021)
- **Aturan Klasifikasi Sedang dan Rendah:** Sebaliknya, wilayah dengan pengeluaran riil di bawah ambang batas dasar cenderung tertahan pada kategori IPM "Sedang", di mana tantangan utamanya adalah keterbatasan aksesibilitas ekonomi yang menghambat pertumbuhan dimensi lainnya (Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., 2025; Kaunang, 2019). Kemampuan *Decision Tree* dalam menghasilkan aturan *if-then* yang intuitif memungkinkan pengambil kebijakan untuk melihat secara spesifik variabel mana yang harus diintervensi guna meningkatkan status IPM suatu daerah (Tukino, n.d.)

Meskipun secara nasional terjadi peningkatan, hasil penelitian mengungkap adanya disparitas yang tajam antarwilayah. DKI Jakarta tetap memimpin dengan kategori IPM "Sangat Tinggi", sementara wilayah di Indonesia Timur, khususnya Papua, masih berada pada kategori yang jauh lebih rendah meskipun telah menunjukkan tren kenaikan (Luthfi, E., & Wijayanto, 2021; Nurlina, N., Ridha, A., & Asnidar, n.d.). Ketimpangan ini dipicu oleh perbedaan infrastruktur ekonomi dan akses pendidikan yang tidak merata. Wilayah dengan pusat pertumbuhan ekonomi cenderung menarik sumber daya manusia berkualitas, sedangkan wilayah terpencil menghadapi kendala geografis dalam distribusi kesejahteraan ekonomi yang direpresentasikan oleh rendahnya pengeluaran riil per kapita

### **Pembahasan: Korelasi Ekonomi dan Kapabilitas Manusia**

Hasil penelitian mendukung argumen bahwa kesejahteraan ekonomi merupakan fondasi bagi perluasan kapabilitas manusia. Kenaikan pengeluaran riil per kapita dari tahun ke tahun memberikan dampak pengganda (*multiplier effect*) terhadap kualitas kesehatan dan tingkat intelektualitas (Maulina, U., & Andriyani, n.d.). Namun, temuan dari model *Decision Tree* juga mengindikasikan bahwa kenaikan ekonomi saja tidak cukup jika tidak dibarengi dengan pemerataan akses pendidikan dan kesehatan (Azfirmawarman, D., Magriasti, L., & Yulhendri, 2023). Oleh karena itu, klasifikasi regional ini sangat krusial untuk memetakan provinsi-

provinsi yang membutuhkan "lompatan" intervensi agar tidak terjebak dalam kategori pembangunan manusia yang stagnan (AiMunandar, T. A., & Winarko, 2015).

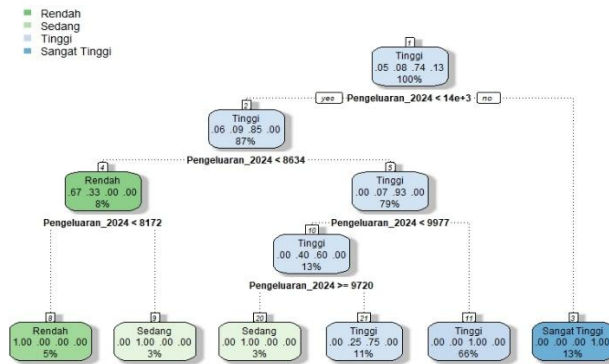
**Tabel 1. Profil Pengeluaran Per Kapita, Indeks Pembangunan Manusia (IPM), dan Hasil Prediksi Kategori Wilayah Tahun 2024**

NO.	PROVINSI	PENGELUAR-AN 2024	IPM 2024
1.	Aceh	10811	75.36
2.	Sumatera Utara	11460	75.76
3.	Sumatera Barat	11718	76.43
4.	Riau	11857	75.67
5.	Jambi	11621	74.36
6.	Sumatera Selatan	12015	73.84
7.	Bengkulu	11733	74.91
8.	Lampung	11258	73.13
9.	Kep. Bangka Belitung	13667	74.55
10.	Kepulauan Riau	15573	79.89
11.	Dki Jakarta	19953	84.15
12.	Jawa Barat	12157	74.92
13.	Jawa Tengah	15573	73.87
14.	D.I Yogyakarta	19953	81.62
15.	Jawa Timur	12157	75.35
16.	Banten	15361	76.35
17.	Bali	12852	78.63
18.	NTB	13097	73.1
19.	NTT	14920	69.14
20.	Kalimantan Barat	11606	71.19
21.	Kalimantan Tengah	12303	74.28
22.	Kalimantan Selatan	13399	75.19
23.	Kalimantan Timur	13793	78.79
24.	Kalimantan Utara	10197	73.41
25.	Sulawesi Utara	11998	75.68
26.	Sulawesi Tengah	10536	72.24
27.	Sulawesi Selatan	12275	75.18
28.	Sulawesi Tenggara	10606	73.62
29.	Gorontalo	11539	72.01
30.	Sulawesi Barat	10208	70.46
31.	Maluku	9684	73.4
32.	Maluku Utara	9320	71.84
33.	Papua Barat	8805	67.69
34.	Papua Barat Daya	8733	69.65
35.	Papua	11037	73.83
36.	Papua Selatan	9756	68.86
37.	Papua Tengah	7809	60.25
38.	Papua Pegunungan	5707	54.43

NO.	KATEGORI PENGELUARAN	KATEGORI IPM	PREDIKSI
1.	Sedang	Tinggi	Tinggi
2.	Sedang	Tinggi	Tinggi
3.	Sedang	Tinggi	Tinggi
4.	Sedang	Tinggi	Tinggi
5.	Sedang	Tinggi	Tinggi
6.	Sedang	Tinggi	Tinggi

7.	Sedang	Tinggi	Tinggi
8.	Sedang	Tinggi	Tinggi
9.	Tinggi	Tinggi	Tinggi
10.	Tinggi	Sangat Tinggi	Tinggi
11.	Sangat Tinggi	Sangat Tinggi	Tinggi
12.	Sedang	Tinggi	Tinggi
13.	Sedang	Tinggi	Tinggi
14.	Tinggi	Sangat Tinggi	Tinggi
15.	Tinggi	Tinggi	Tinggi
16.	Tinggi	Tinggi	Tinggi
17.	Tinggi	Sangat Tinggi	Tinggi
18.	Sedang	Tinggi	Tinggi
19.	Rendah	Sedang	Tinggi
20.	Sedang	Tinggi	Tinggi
21.	Sedang	Tinggi	Tinggi
22.	Tinggi	Tinggi	Tinggi
23.	Tinggi	Sangat Tinggi	Tinggi
24.	Sedang	Tinggi	Tinggi
25.	Sedang	Tinggi	Tinggi
26.	Sedang	Tinggi	Tinggi
27.	Sedang	Tinggi	Tinggi
28.	Sedang	Tinggi	Tinggi
29.	Sedang	Tinggi	Tinggi
30.	Sedang	Tinggi	Tinggi
31.	Sedang	Tinggi	Tinggi
32.	Sedang	Tinggi	Tinggi
33.	Rendah	Sedang	Tinggi
34.	Rendah	Tinggi	Tinggi
35.	Sedang	Tinggi	Tinggi
36.	Sedang	Sedang	Tinggi
37.	Rendah	Rendah	Tinggi
38.	Rendah	Rendah	Tinggi

Tabel tersebut menunjukkan data provinsi di Indonesia tahun 2024 yang berisi rata-rata pengeluaran masyarakat dan nilai IPM (Indeks Pembangunan Manusia). Setiap provinsi kemudian dikategorikan berdasarkan tingkat pengeluarannya (rendah hingga sangat tinggi) dan tingkat IPM-nya. Selain itu, terdapat kolom prediksi yang menunjukkan bahwa hampir semua provinsi diprediksi memiliki tingkat yang tinggi, sehingga dapat disimpulkan bahwa secara umum kondisi kesejahteraan di berbagai provinsi cenderung baik meskipun terdapat perbedaan pada nilai pengeluaran dan IPM masing-masing daerah.



**Gambar 1. Plot Model Decision Tree**

Berdasarkan hasil pemodelan menggunakan algoritma decision tree, diperoleh struktur pohon keputusan yang menunjukkan hubungan antara variabel Pengeluaran per Kapita Tahun 2024 terhadap Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang telah diklasifikasikan ke dalam empat kategori, yaitu Rendah, Sedang, Tinggi, dan Sangat Tinggi. Node akar menunjukkan bahwa mayoritas data berada pada kategori IPM Tinggi, dengan proporsi sekitar 74% dari total data. Hal ini mengindikasikan bahwa secara umum provinsi di Indonesia memiliki tingkat pembangunan manusia yang relatif baik.

Variabel `Pengeluaran_2024` menjadi faktor utama dalam pembentukan pohon keputusan. Pemisahan pertama terjadi pada nilai sekitar 14.000, yang membagi data menjadi dua kelompok besar:

- $Pengeluaran < 14.000 \rightarrow$  didominasi oleh kategori Tinggi
- $Pengeluaran \geq 14.000 \rightarrow$  cenderung masuk kategori Sangat Tinggi

Hal ini menunjukkan bahwa peningkatan pengeluaran berbanding lurus dengan peningkatan kualitas pembangunan manusia.

### 1. Interpretasi Cabang Pohon

#### a. Kelompok Pengeluaran Rendah:

Pada cabang dengan nilai pengeluaran di bawah sekitar 8.172, mayoritas data masuk ke kategori IPM Rendah (100%). Artinya, daerah dengan tingkat pengeluaran sangat rendah cenderung memiliki kualitas hidup yang rendah.

#### b. Kelompok Pengeluaran Menengah:

Pada rentang pengeluaran sekitar 8.000 – 10.000, data terbagi ke dalam kategori Sedang dan Tinggi. Hal ini menunjukkan adanya variasi kondisi pembangunan pada kelompok ekonomi menengah.

#### c. Kelompok Pengeluaran Tinggi:

Pada pengeluaran di atas sekitar 10.000, sebagian besar data masuk kategori IPM Tinggi, dengan beberapa cabang yang menunjukkan dominasi penuh (100%). Hal ini mengindikasikan bahwa peningkatan pengeluaran secara signifikan meningkatkan kualitas hidup masyarakat.

#### d. Kelompok Pengeluaran Sangat Tinggi:

Pada cabang dengan pengeluaran tertinggi ( $\geq 14.000$ ), seluruh data terklasifikasi sebagai IPM Sangat Tinggi (100%). Ini menunjukkan hubungan yang sangat kuat antara tingkat pengeluaran tinggi dan kualitas pembangunan manusia yang sangat baik.

### 2. Pola umum yang dihasilkan

Secara keseluruhan, pohon keputusan menunjukkan pola hubungan yang konsisten, yaitu:

- Pengeluaran rendah → IPM rendah
- Pengeluaran sedang → IPM sedang
- Pengeluaran tinggi → IPM tinggi
- Pengeluaran sangat tinggi → IPM sangat tinggi

Dengan demikian, variabel pengeluaran dapat dikatakan memiliki pengaruh yang signifikan terhadap tingkat pembangunan manusia.

## KUTIPAN DAN ACUAN

*Decision tree* adalah salah satu algoritma klasifikasi yang paling intuitif karena strukturnya yang menyerupai pohon, di mana setiap *node* internal merepresentasikan fitur atau atribut, setiap cabang mewakili jalur keputusan, dan setiap *node* daun (*leaf node*) menunjukkan hasil akhir berupa kelas atau nilai regresi (Chimphlee, S., & Chimphlee, 2023; Zhang, C., & Zhang, 2024). Algoritma ini bekerja dengan cara membagi data secara rekursif berdasarkan atribut tertentu hingga mencapai kriteria berhenti, seperti kedalaman maksimum pohon atau jumlah sampel minimum dalam satu *node* (Chimphlee, S., & Chimphlee, 2023).

Dalam proses pembentukannya, *decision tree* menggunakan kriteria pemisahan (*splitting criteria*) seperti *Gini impurity* atau *entropy* untuk memaksimalkan perolehan informasi (*information gain*) pada setiap percabangan (Chimphlee, S., & Chimphlee, 2023). Secara teknis, model ini menggunakan algoritma *greedy* di mana semua objek awalnya ditempatkan pada *node* akar (*root*), kemudian dibagi terus-menerus menggunakan properti terpilih hingga objek pada setiap *node* memiliki kategori yang sama atau tidak ada lagi properti yang bisa digunakan untuk pembagian (Zhang, C., & Zhang, 2024).

Kelebihan utama dari metode ini adalah transparansinya dalam proses pengambilan keputusan, yang dapat digambarkan sebagai serangkaian kondisi "if-else" (Chimphlee, S., & Chimphlee, 2023). Proses klasifikasi dilakukan dengan menelusuri pohon dari akar menuju daun berdasarkan nilai fitur dari data baru hingga ditemukan hasil klasifikasi akhirnya (Zhang, C., & Zhang, 2024).

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Ibu Putri Maulidina Fadillah, M.Si. selaku dosen pengampu yang telah memberikan bimbingan, arahan, serta dukungan selama proses penyusunan jurnal ini, khususnya dalam penerapan metode Decision Tree. Serta kepada seluruh anggota kelompok yang telah bekerja sama, saling mendukung, dan berkontribusi dalam pengolahan data hingga jurnal ini dapat terselesaikan dengan baik.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis data dan pemodelan menggunakan metode Decision Tree, dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan yang kuat dan positif antara pengeluaran riil per kapita dengan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Indonesia tahun 2024. Semakin tinggi tingkat pengeluaran suatu provinsi, maka cenderung semakin tinggi pula kategori IPM yang dimilikinya. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa mayoritas provinsi berada pada kategori IPM tinggi, yang menandakan bahwa secara umum kualitas pembangunan manusia di Indonesia sudah cukup baik.

Namun demikian, masih terdapat disparitas antarwilayah, terutama pada provinsi dengan tingkat pengeluaran rendah seperti di wilayah Papua yang cenderung memiliki IPM lebih rendah. Model Decision Tree juga berhasil menunjukkan bahwa pengeluaran menjadi faktor utama (*root node*) dalam menentukan kategori IPM, dengan pola yang konsisten yaitu

pengeluaran rendah berkaitan dengan IPM rendah, dan pengeluaran tinggi berkaitan dengan IPM tinggi hingga sangat tinggi.

Dengan demikian, penelitian ini menegaskan bahwa peningkatan kesejahteraan ekonomi masyarakat melalui pengeluaran per kapita memiliki peran penting dalam meningkatkan kualitas pembangunan manusia. Oleh karena itu, diperlukan kebijakan yang lebih merata untuk mengurangi kesenjangan antarprovinsi agar pembangunan manusia di Indonesia dapat lebih optimal dan merata.

## DAFTAR REFERENSI

- Agus Alfian Nur Ahmada, M., Putri Imaretha, V., Alfian Syahrul Munir, A., Rohmatul Fitria, D., & Sayyid Ali Rahmatullah Tulungagung, U. (n.d.). *PENGARUH PENGELUARAN PER KAPITA DAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA TERHADAP PRODUK DOMESTIK REGIONAL BRUTO di JAWA TIMUR*.  
<https://doi.org/10.28926/sinda.v3i3>
- AiMunandar, T. A., & Winarko, E. (2015). Regional development classification model using decision tree approach. *International Journal of Computer Applications*, 114, 29–34.
- Azfirmawarman, D., Magriasti, L., & Yulhendri, Y. (2023). Indeks pembangunan manusia di Indonesia. *Jurnal Pendidikan Dan Konseling*, 5, 117–125.
- Azfirmawarman, D., Magriasti, L., & Yulhendri. (2023). Indeks Pembangunan Manusia Di Indonesia. *Journal of Economic Education*, 5(5), 117–125.
- (Badan Pusat Statistik. (2024, 15 November). Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Indonesia tahun 2024 mencapai 75,02, meningkat 0,63 poin atau 0,85 persen dibandingkan tahun sebelumnya yang sebesar 74,39 [Berita Resmi Statistik].  
<https://www.bps.go.id/id/pres>)
- Chimphlee, S., & Chimphlee, W. (2023). Forecasting carbon dioxide emission in Thailand using machine learning techniques. *Journal of Machine Learning Theory*.
- Danil, S., Rahaningsih, N., Dana, R. D., et al. (2025). Peningkatan klasifikasi kemiskinan Indonesia menggunakan metode decision tree. *Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi*.
- Dinamika, J., Pembangunan, E., Simarmata, Y. W., & Dinar Iskandar, D. (2022). PENGARUH PENGELUARAN PEMERINTAH, INVESTASI, JUMLAH PENDUDUK, KEMISKINAN TERHADAP PERTUMBUHAN EKONOMI DAN IPM: ANALISA TWO STAGE LEAST SQUARE UNTUK KASUS INDONESIA. In *JDEP* (Vol. 5, Number 1).  
[https://ejournal.undip.ac.id/index.php/dinamika\\_pembangunan/index](https://ejournal.undip.ac.id/index.php/dinamika_pembangunan/index)
- Fitria, D. R., Ahmada, M. A. A. N., Imaretha, V. P., et al. (2023). Pengaruh pengeluaran perkapita dan indeks pembangunan manusia terhadap produk domestik regional bruto di Jawa Timur. *Jurnal Ilmiah Ekonomi*.
- Kaunang, F. J. (2019). Penerapan algoritma J48 decision tree untuk analisis tingkat kemiskinan di Indonesia. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi*, 1, 24–32.
- Luthfi, E., & Wijayanto, A. W. (2021). Analisis perbandingan metode hierarchical, k-means, dan k-medoids clustering dalam pengelompokan indeks pembangunan manusia Indonesia. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*.
- Maulina, U., & Andriyani, D. (n. d. ). (n.d.). Pengaruh pengeluaran pemerintah sektor pendidikan, kesehatan dan TPAK terhadap IPM di Indonesia. *Jurnal Ekonomi Regional*.
- Mongan, J. J. S. (n. d. ). (n.d.). Pengaruh pengeluaran pemerintah bidang pendidikan dan kesehatan terhadap indeks pembangunan manusia di Indonesia. *Jurnal Pembangunan Ekonomi Dan Keuangan Daerah*, 19.

- Nasrullah, A. H. (n. d. ). (n.d.). Implementasi algoritma decision tree untuk klasifikasi produk laris. *Journal of Information Technology and Computer Science*.
- Nurlina, N., Ridha, A., & Asnidar, A. (n. d. ). (n.d.). Analisis determinan indeks pembangunan manusia di Indonesia tahun 1990–2021. *Jurnal Ekonomi Dan Pembangunan*.
- Simarmata, Y. W., & Iskandar, D. D. (2022). Pengaruh pengeluaran pemerintah, investasi, jumlah penduduk, kemiskinan terhadap pertumbuhan ekonomi dan indeks pembangunan manusia: Analisa two stage least square untuk kasus Indonesia. *Diponegoro Journal of Economics*.
- Sugiharto, S., & Setiawan, D. (2015). Pemanfaatan bonus demografi melalui peningkatan indeks pembangunan manusia di Sumatera Utara. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*.
- Tukino, T. (n. d. ). (n.d.). Penerapan algoritma C4.5 untuk memprediksi keuntungan pada PT SMOE Indonesia. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*.
- Ummah, S. (n. d. ). (n.d.). Analisis deskriptif indeks pembangunan manusia Indonesia periode tahun 2020–2023. *AKADEMIK: Jurnal Mahasiswa Ekonomi*.
- Zhang, C., & Zhang, L. (2024). Prediction of default risk borne by financial enterprises in China based on big data analysis approach. *Financial Technology Review*.