Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

Rekonstruksi Multidimensional Poverty Index dengan XGBoost dan Tipologi Deprivasi: Label Klaster Redundan sebagai Prediktor pada Data Global MPI 2025

Nurkholis[1,*], Zulfikar[1], Hayatul Khairul Rahmat[2]

[1]Teknologi Rekayasa Logistik, Politeknik Kampar, Bangkinang, Indonesia
[2]Administrasi Bisnis Internasional, Politeknik Kampar, Bangkinang, Indonesia
Email: [1,*]nurkholis11151996@gmail.com, [2]zulfikar.hc@gmail.com, [3]hayatul.rahmat@poltek-kampar.ac.id
Email Penulis Korespondensi: nurkholis11151996@gmail.com

Abstrak−Skor Multidimensional Poverty Index (MPI) menyembunyikan komposisi deprivasi, sehingga negara dengan skor berdekatan dapat memerlukan intervensi berbeda. Sebagian penerapan machine learning pada data MPI melaporkan akurasi tinggi tanpa membedakan rekonstruksi rumus indeks dari prediksi variabel di luar indeks, dan tanpa menguji apakah label klaster menambah informasi. Penelitian ini memisahkan kedua hal itu pada 186 observasi negara-tahun dari 67 negara (Global MPI 2025, survei 2001–2023). XGBoost merekonstruksi MPI dari sepuluh indikator deprivasi dengan validasi GroupKFold lima lipatan menurut negara, agar survei berulang satu negara tidak berada di kedua sisi lipatan, sedangkan K-Means membentuk tipologi deprivasi empat klaster. Rekonstruksi mencapai R^2 0,988, yang menegaskan konsistensi konstruk, bukan kemampuan meramal. Identitas klaster tidak menambah akurasi (selisih R^2 0,0001) dan hasil nol itu bertahan setelah label dicocokkan antarlipatan serta dikodekan ulang, sehingga klaster redundan sebagai prediktor meskipun tetap berguna sebagai tipologi pemantauan: 25 dari 67 negara berpindah klaster antarsurvei. Bahan bakar memasak paling banyak dipakai oleh model rekonstruksi, namun korelasi antarindikator yang tinggi membatasi tafsir peringkatnya. Prioritas program sebaiknya mengikuti posisi deprivasi pada survei terakhir, bukan peringkat maupun skor yang dihasilkan model.

Kata Kunci: Multidimensional Poverty Index; XGBoost; K-Means; Rekonstruksi; Indeks; GroupKFold

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan tidak cukup dibaca dari kekurangan pendapatan. Garis kemiskinan moneter menangkap kekurangan pendapatan atau konsumsi, tetapi tidak menangkap deprivasi yang dialami bersamaan pada gizi, pendidikan, air, sanitasi, listrik, perumahan, aset, dan bahan bakar memasak (World Bank, 2022). Multidimensional Poverty Index (MPI) yang disusun Oxford Poverty and Human Development Initiative (OPHI) bersama United Nations Development Programme (UNDP) memakai metode Alkire–Foster: tiga dimensi berbobot sama, sepuluh indikator, dan ambang kemiskinan sepertiga deprivasi tertimbang (Alkire et al., 2024; Alkire et al., 2025a). Karena MPI dibentuk dari indikator itu, model yang memakai sepuluh indikator sebagai fitur pada dasarnya merekonstruksi rumus indeks, bukan meramal variabel di luar konstruk. Karena itu artikel ini memakai dua istilah secara ketat: rekonstruksi berarti memodelkan MPI dari indikator pembentuknya, sedangkan prediksi hanya berarti meramal variabel di luar rumus indeks, dan klaim itu tidak diajukan di sini.

Angka terbaru menunjukkan bahwa masalah itu belum menyempit menjadi kantong kecil. Global MPI 2025 mencakup 109 negara dan 6,3 miliar orang. Dari jumlah itu, 1,1 miliar orang hidup dalam kemiskinan multidimensi akut, dan lebih dari separuhnya adalah anak-anak. Sekitar 740 juta orang miskin, atau 64,5 persen, tinggal di negara berpenghasilan menengah, bukan hanya di negara berpenghasilan rendah. Deprivasi yang paling sering disebut meliputi bahan bakar memasak yang tidak bersih, perumahan, sanitasi, nutrisi, dan listrik (UNDP & OPHI, 2025). Laporan 2023 dan 2024 sudah menempatkan sekitar 1,1 miliar orang dalam kemiskinan multidimensi (UNDP & OPHI, 2023, 2024). Laporan 2025 menumpuk MPI dengan bahaya iklim: 887 juta dari 1,1 miliar orang miskin tinggal di wilayah yang terpapar sekurang-kurangnya satu dari empat bahaya, yaitu panas ekstrem, kekeringan, banjir, dan polusi udara (UNDP & OPHI, 2025).

Data perubahan antarwaktu sudah tersedia, tetapi belum otomatis menjadi tipologi yang bisa dipakai. Catatan metodologis Global MPI 2025 menyelaraskan 244 set data survei untuk menaksir perubahan di 88 negara (Alkire et al., 2025b). Hasil nasional terbaru sendiri disusun dari survei terkini di 109 negara (Alkire et al., 2025a). Celah pertama bukan pada angka agregat, melainkan pada pembacaan profil: negara dengan skor MPI yang berdekatan dapat kekurangan hal yang berbeda, dan negara yang sama dapat berpindah profil dari satu survei ke survei berikutnya. Tanpa pemisahan itu, prioritas program mudah dilekatkan pada label negara yang sudah kedaluwarsa.

Celah kedua ada pada cara machine learning dipakai. XGBoost dan metode ensemble sudah dipakai untuk memodelkan dan mengklasifikasikan kemiskinan, baik pada MPI (Muñetón-Santa & Manrique-Ruiz, 2023; Olearo et al., 2024; Onsay et al., 2025; Satapathy et al., 2023) maupun pada pengukuran kemiskinan secara lebih luas (Alsharkawi et al., 2021; Browne et al., 2021; Li et al., 2022; Zamzuri et al., 2023; Zhang et al., 2022). Tinjauan Usmanova et al. (2022) memetakan luasnya pemakaian kecerdasan buatan pada prediksi kemiskinan. Studi-studi itu melaporkan akurasi tinggi tanpa memisahkan rekonstruksi indeks dari prediksi variabel eksternal, dan tanpa menguji apakah label klaster menambah informasi di luar indikator pembentuknya. Pada data panel, pembagian acak juga berisiko menaruh survei negara yang sama di data latih dan data uji (Cerqua et al., 2025; Meyer et al., 2019). Celah yang diisi penelitian ini bukan mencari fitur yang menaikkan akurasi, melainkan menguji secara eksplisit apakah identitas klaster redundan sebagai prediktor, sambil tetap menyediakan tipologi deskriptif yang skor agregat tidak berikan. Klaster tidak dipertahankan sebagai fitur.

Copyright © 2026 the author, Page 1
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

Ia diuji sekali sebagai hipotesis nol bahwa label klaster tidak menambah akurasi, karena segmentasi sering ditambahkan ke pipeline prediktif dengan harapan menambah informasi struktural. Bila hipotesis itu tidak ditolak, label klaster dilepas dari model rekonstruksi dan klasterisasi dipertahankan hanya sebagai tipologi deskriptif yang terpisah.

Dari uraian di atas, lima persoalan dapat dirumuskan. Pertama, skor MPI agregat menyembunyikan komposisi deprivasi: dua negara dengan MPI yang berdekatan dapat berbeda pada bahan bakar memasak, nutrisi, atau pendidikan, sehingga satu paket intervensi tidak memadai. Kedua, daftar negara pada satu klaster mudah disalahbaca sebagai identitas tetap, padahal pada data panel negara yang sama dapat muncul di lebih dari satu profil karena surveinya lebih dari satu. Ketiga, bahan bakar memasak, sanitasi, perumahan, nutrisi, dan listrik disebut sebagai deprivasi yang luas (UNDP & OPHI, 2025), tetapi urutan kepentingannya pada model prediksi MPI global belum dipisahkan dari bobot resmi indeks. Keempat, penerapan XGBoost pada data MPI yang ada belum menguji apakah label klaster menambah akurasi, dan belum menutup kebocoran data pada observasi berulang satu negara (Meyer et al., 2019; Satapathy et al., 2023). Kelima, R^2 yang tinggi pada rekonstruksi MPI mudah dilaporkan sebagai keberhasilan prediksi, padahal target dan fitur tidak independen secara konseptual.

Penelitian ini mengisi celah itu pada berkas analisis Global MPI 2025 dengan desain dua jalur. Jalur pertama merekonstruksi MPI dari sepuluh indikator dengan XGBoost dan GroupKFold menurut negara. Jalur kedua mengelompokkan observasi menurut profil deprivasi dengan K-Means untuk tipologi deskriptif. Uji penambahan identitas klaster sebagai fitur dilakukan hanya untuk menunjukkan redundansi, bukan untuk menaikkan akurasi. Pertanyaan penelitian yang dijawab ada empat: seberapa baik XGBoost merekonstruksi MPI; indikator mana yang paling menonjol dan bagaimana keterbatasannya bila fitur berkorelasi; berapa tipologi deskriptif yang terbentuk dan apakah keanggotaan negara stabil antarsurvei; serta apakah label klaster menambah akurasi prediksi.

Tujuan umum penelitian ini adalah memisahkan kegunaan rekonstruksi MPI dari kegunaan tipologi deprivasi pada data Global MPI 2025. Secara khusus, penelitian ini membangun model XGBoost untuk merekonstruksi MPI dengan GroupKFold menurut negara, mengidentifikasi indikator yang menonjol sambil mencatat bias importance pada fitur berkorelasi, menyusun tipologi deskriptif dengan K-Means, dan menguji apakah label klaster menambah akurasi. Secara teoretis, temuan bahwa label klaster tidak menambah akurasi mengoreksi kecenderungan memperlakukan segmentasi sebagai prapemrosesan prediktif. Secara praktis, tipologi pada survei terakhir memberi dasar pemantauan yang tidak bergantung pada skor prediksi.

Ruang lingkup penelitian dibatasi dalam lima hal. Unit analisis adalah observasi negara-tahun pada tabel panel Global MPI 2025 setelah pembersihan, yaitu 186 observasi dari 67 negara dengan tahun survei 2001–2023; angka ini bukan cakupan 109 negara pada hasil nasional, dan bukan 88 negara pada catatan perubahan antarwaktu (Alkire et al., 2025a, 2025b). Fitur dibatasi pada sepuluh indikator deprivasi MPI, sehingga PDB per kapita, belanja kesehatan, konflik, dan indikator iklim tidak dimasukkan, meskipun laporan 2025 membahas tumpang tindih kemiskinan dan bahaya iklim (UNDP & OPHI, 2025). Target adalah nilai MPI, bukan perubahan MPI dan bukan kemiskinan moneter; karena MPI dibentuk dari indikator yang sama dengan fitur, R^2 tinggi mengonfirmasi konsistensi metodologi, bukan prediksi terhadap hasil di luar konstruk. Klasterisasi memakai K-Means dengan empat klaster pada indikator terstandar, dengan label yang arbitrer dan diurutkan menurut rata-rata MPI hanya untuk interpretasi, dan perbandingan dengan *hierarchical clustering* tidak dilakukan. Terakhir, identitas klaster yang diuji sebagai fitur hanya berasal dari K-Means yang di-*fit* pada data latih, sedangkan PCA di-*fit* pada seluruh data dan hanya dipakai untuk visualisasi.

Bagian berikutnya disusun sebagai berikut. Bagian 2 memaparkan landasan konseptual dan tahapan penelitian, yaitu konstruk MPI, pemakaian *machine learning* pada analisis kemiskinan, klasterisasi negara, validasi GroupKFold, sumber data, variabel, prapemrosesan, spesifikasi XGBoost, K-Means, serta uji klaster sebagai prapemrosesan. Bagian 3 menyajikan deskripsi sampel, performa model, *feature importance*, profil klaster, perpindahan antarsurvei, visualisasi PCA, pembacaan SHAP, dan pembahasan implikasi. Bagian 4 merangkum temuan, implikasi, kontribusi, keterbatasan, dan saran penelitian lanjutan.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Landasan Konseptual

MPI terdiri atas tiga dimensi berbobot sama: kesehatan (nutrisi dan kematian anak), pendidikan (tahun sekolah dan kehadiran sekolah), serta standar hidup (bahan bakar memasak, sanitasi, air minum, listrik, perumahan, dan aset). Setiap indikator berbobot sama di dalam dimensinya. Rumah tangga dihitung miskin multidimensi bila deprivasi tertimbangnya mencapai sekurang-kurangnya sepertiga. MPI adalah hasil kali *headcount ratio* (H) dan intensitas deprivasi (A):

$$MPI = H \times A \tag{1}$$

H adalah proporsi penduduk yang miskin multidimensi, dan A adalah rata-rata intensitas deprivasi di antara penduduk miskin. Karena H dan A sama-sama fungsi dari sepuluh indikator, model yang memakai indikator itu sebagai fitur pada dasarnya mempelajari ulang rumus indeks.

Penerapan mutakhir pada data MPI memakai XGBoost karena model ini menangkap interaksi tanpa bentuk fungsi yang ditetapkan lebih dahulu (Indah et al., 2025; Lyons et al., 2025; Olearo et al., 2024; Onsay et al., 2025; Satapathy et al., 2023). Pembacaan model pohon dilengkapi nilai SHAP, dengan catatan bahwa importance dan SHAP dapat terbagi atau terinflasi bila fitur berkorelasi tinggi (Aas et al., 2021; Lundberg et al., 2020; Molnar, 2022; Takefuji, 2025). SHAP

Copyright © 2026 the author, Page 2
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

pada model pohon juga dilaporkan memiliki bias tersendiri (Loecher, 2024). Sebagian besar penerapan masih menargetkan kemiskinan moneter atau skor MPI tanpa memisahkan rekonstruksi dari tipologi. Desain yang membandingkan model dengan dan tanpa label klaster pada lipatan yang sama belum menjadi prosedur baku.

K-Means mengelompokkan observasi dengan memperbarui centroid secara iteratif. Pada data negara, prosedur ini sudah dipakai untuk memisahkan profil pembangunan, tata kelola, dan logistik (Delahoz-Domínguez et al., 2025). Pada kemiskinan multidimensi, Sari et al. (2024) membandingkan K-Means dan OPTICS di 34 provinsi Indonesia dan memakai Silhouette Index untuk menilai pemisahan, sedangkan Kumar et al. (2023) memakai klasterisasi dalam analisis spasial indeks kemiskinan multidimensi. Silhouette (Rousseeuw, 1987) bernilai antara −1 dan 1. Nilai mendekati 1 berarti observasi dekat dengan klasternya sendiri dan jauh dari klaster lain, sedangkan nilai yang jauh dari 1 berarti klaster tumpang tindih. Pada data MPI global, unit yang diklasterkan dalam berkas ini adalah observasi negara-tahun, bukan negara sebagai entitas tetap. Karena itu satu negara dapat muncul di lebih dari satu klaster.

Pembagian acak pada data berulang berisiko menaruh survei negara yang sama di data latih dan data uji (Cerqua et al., 2025; Meyer et al., 2019). GroupKFold menahan seluruh observasi satu negara di satu sisi pembagian. Untuk uji prediktif, K-Means di-fit hanya pada data latih tiap lipatan agar label data uji tidak melihat data uji. Prosedur ini menutup kebocoran, tetapi centroid berubah antarlipatan sehingga label berpotensi kehilangan konsistensi semantik. Konsistensi label dan kepekaan hasil terhadap cara pengodean karena itu diperiksa secara terpisah pada Bagian 3.7.1. Tipologi yang dilaporkan di bagian hasil berasal dari K-Means yang di-fit pada seluruh data standar, dan hanya dipakai untuk deskripsi, bukan untuk klaim prediksi.

2.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini berjalan dalam lima tahap berurutan. Tahap pertama adalah pengumpulan dan pembersihan tabel panel Global MPI 2025 menjadi sampel analisis. Tahap kedua adalah penetapan variabel target dan sepuluh fitur deprivasi. Tahap ketiga adalah pemodelan XGBoost untuk merekonstruksi MPI dalam dua spesifikasi, tanpa dan dengan identitas klaster, yang dievaluasi dengan GroupKFold menurut negara. Tahap keempat adalah klasterisasi K-Means pada indikator terstandar disertai visualisasi PCA dan pembacaan SHAP. Tahap kelima adalah uji klaster sebagai prapemrosesan, yaitu membandingkan kedua spesifikasi XGBoost pada lipatan yang sama.

2.2.1 Sumber Data dan Sampel Analisis

Data bersumber dari Global Multidimensional Poverty Index 2025 (UNDP & OPHI, 2025). Pemodelan memakai tabel panel yang memuat sepuluh indikator deprivasi pada berbagai tahun survei, bukan tabel *cross-section* skor terbaru saja. Setelah baris tanpa tahun survei, nilai nonnumerik, dan kasus yang tidak lengkap pada MPI atau sepuluh indikator dibuang, sampel analisis berjumlah 186 observasi dari 67 negara. Tahun survei yang tertinggal berkisar dari 2001 sampai 2023. Tidak ada negara dengan hanya satu survei: 29 negara memiliki dua survei, 29 memiliki tiga, dan 9 memiliki empat atau lebih. Nepal dan Peru masing-masing memiliki enam observasi.

Angka 186 dan 67 adalah ukuran sampel analitik pada berkas yang dipakai, bukan klaim cakupan penuh publikasi sumber. Seluruh statistik hasil di bawah dihitung dari berkas observasi berklaster, profil klaster, *feature importance*, dan laporan *pipeline* tertanggal 1 Oktober 2026.

2.2.2 Variabel

Variabel target adalah MPI, berskala kontinu antara 0 dan 1. Sepuluh fitur adalah persentase deprivasi: nutrisi, kematian anak, tahun sekolah, kehadiran sekolah, bahan bakar memasak, sanitasi, air minum, listrik, perumahan, dan aset. Negara dipakai sebagai grup GroupKFold, bukan sebagai fitur prediktif. Identitas klaster hanya masuk pada model pembanding, sebagai satu kolom bilangan bulat 0–3.

2.2.3 Prapemrosesan

Kolom numerik diubah dengan paksaan ke angka sehingga tanda bukan angka menjadi nilai hilang. Tahun diambil dari empat digit pertama keterangan survei. Baris tanpa MPI atau tanpa salah satu dari sepuluh indikator tidak diikutkan; tidak ada imputasi pada sampel akhir. Untuk K-Means, sepuluh indikator distandarkan dengan *z-score* agar perbedaan skala tidak mendominasi jarak Euclidean.

2.2.4 Pemodelan XGBoost

Model adalah XGBRegressor dengan 300 pohon, *learning rate* 0,05, kedalaman maksimum 3, *subsample* 0,8, *colsample by tree* 0,8, regularisasi L1 sebesar 0,1 dan L2 sebesar 1,0, *objective squared error*, serta *random state* 42. Kedalaman rendah dan regularisasi dipilih karena jumlah observasi kecil. Dua spesifikasi dilatih pada setiap lipatan: tanpa identitas klaster dan dengan identitas klaster.

2.2.5 Validasi dan Metrik

GroupKFold lima lipatan memisahkan negara, bukan baris. Metrik yang dilaporkan adalah rata-rata R^2, simpangan baku R^2, RMSE, dan MAE antarlipatan. Seluruh simpangan baku pada artikel ini memakai pembagi n (ddof=0). R^2 dibaca sebagai proporsi varians MPI yang diikuti model, dengan catatan pada bagian pembahasan bahwa target dan fitur tidak independen secara konseptual.

Copyright © 2026 the author, Page 3
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

2.2.6 Klasterisasi dan Uji sebagai Prapemrosesan

K-Means dijalankan pada sepuluh indikator terstandar dengan empat klaster dan sepuluh inisialisasi. Kualitas solusi deskriptif adalah Silhouette Score 0,445 untuk K-Means pada seluruh data, yaitu solusi yang dilaporkan pada Tabel 3 dan 4 (rata-rata Silhouette pada data latih kelima lipatan adalah 0,448). Visualisasi memakai PCA dua komponen yang di-fit pada seluruh data dan hanya untuk gambar. Uji kontribusi klaster sebagai fitur memakai prosedur yang lebih ketat: pada tiap lipatan GroupKFold, K-Means di-fit hanya pada data latih, data uji menerima label dari model itu, lalu kedua XGBoost dibandingkan. Karena centroid berubah antarlipatan, label pada uji ini tidak memiliki makna tetap; hasilnya dipakai hanya untuk menilai penambahan akurasi, bukan untuk menafsirkan profil. Prosedur ini dipilih agar data uji tidak ikut menentukan centroid; K-Means pada seluruh data akan membocorkan informasi data uji ke fitur klaster. Ketidakkonsistenan nomor klaster antarlipatan tidak mengacaukan model, sebab data latih dan data uji dalam satu lipatan memakai centroid yang sama dan XGBoost dilatih ulang pada tiap lipatan, sehingga yang dibandingkan hanyalah selisih akurasi di dalam lipatan yang sama. Pengaruh sisa dari penomoran diperiksa dengan pencocokan label dan dua pengodean alternatif (Bagian 3.7.1). Tiga pemeriksaan tambahan dilakukan pada lipatan yang sama. Pertama, kesamaan partisi antarlipatan diukur dengan Adjusted Rand Index (ARI) pada observasi latih yang dimiliki bersama dua lipatan. Kedua, sebagai uji sensitivitas, label dicocokkan dengan mengurutkan klaster tiap lipatan menurut rata-rata MPI klaster itu pada data latih, dan dua pengodean alternatif dicoba, yaitu one-hot dan jarak ke keempat centroid. Ketiga, korelasi antarindikator dinilai dengan koefisien Pearson dan variance inflation factor (VIF), sedangkan importance diperiksa ulang pada model tanpa klaster dengan permutation importance pada data uji (20 permutasi per lipatan, kunci acak 0) dan dengan drop-column, yaitu melatih ulang model tanpa suatu indikator atau kelompok indikator dan mengukur penurunan R^2 pada data uji. Pemeriksaan dilakukan per indikator dan per kelompok indikator.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Sampel

MPI pada 186 observasi berrata-rata 0,194, median 0,183, dan simpangan baku 0,162. Nilai terendah adalah 0,000433 pada Serbia 2019 (Klaster 3). Nilai tertinggi adalah 0,668 pada Niger 2006 (Klaster 1). Sebanyak 52,2 persen observasi berada di bawah 0,20 dan 11,8 persen berada di atas 0,40. Sebaran condong ke kanan secara sedang: selisih rata-rata dan median hanya 0,011.

Distribusi observasi tidak seimbang antarnegara, namun ketidakseimbangan itu bukan antara satu dan lima survei. Seluruh negara memiliki sekurang-kurangnya dua titik waktu. Ketidakseimbangan yang lebih penting adalah ketidakseimbangan klaster: Klaster 3 memuat 73 observasi, Klaster 0 memuat 50, Klaster 2 memuat 49, dan Klaster 1 hanya 14.

3.2 Performa XGBoost

Tabel 1 membandingkan dua spesifikasi pada GroupKFold yang sama. Kedua model merekonstruksi MPI dengan sisa galat yang kecil relatif terhadap simpangan baku MPI (0,162).

Tabel 1. Performa XGBoost dengan GroupKFold menurut negara

Model	R^2 rata-rata	Simpangan baku R^2	RMSE	MAE
Tanpa klaster	0,9881	0,0067	0,0166	0,0112
Dengan klaster	0,9882	0,0074	0,0164	0,0107
Selisih	+0,0001	+0,0007	−0,0002	−0,0005

Sumber: laporan pipeline MPI Clustering + XGBoost, 1 Oktober 2026.

R^2 sebesar 0,9881 tidak dibaca sebagai prestasi prediksi terhadap dunia di luar indeks. MPI didefinisikan sebagai H kali A, dan keduanya ditentukan oleh deprivasi pada indikator yang sama dengan fitur. Model mempelajari ulang konstruk yang sudah diketahui. Nilai itu berguna sebagai uji konsistensi data dan *pipeline*, serta sebagai garis dasar sebelum fitur klaster ditambahkan. Simpangan baku R^2 tetap kecil (0,0067 dan 0,0074), sehingga hasil tidak bergantung pada satu lipatan negara.

3.3 *Feature Importance*

Urutan *importance* berubah setelah identitas klaster masuk, tetapi bahan bakar memasak tetap yang pertama. Tabel 2 memakai *importance* dari model tanpa klaster dan model dengan klaster.

Tabel 2. *Feature importance* XGBoost

Fitur	Tanpa klaster	Dengan klaster
Bahan bakar memasak	0,5115	0,6214
Nutrisi	0,2741	0,1116
Perumahan	0,0062	0,0885
Identitas klaster	-	0,0823

Copyright © 2026 the author, Page 4
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

Fitur	Tanpa klaster	Dengan klaster
Listrik	0,1170	0,0426
Sanitasi	0,0465	0,0189
Kehadiran sekolah	0,0230	0,0173
Tahun sekolah	0,0155	0,0135
Air minum	0,0020	0,0022
Kematian anak	0,0028	0,0017
Aset	0,0015	0,0001

Sumber: feature_importance.csv. Angka dibulatkan empat desimal.

Tanpa klaster, bahan bakar memasak (0,5115), nutrisi (0,2741), dan listrik (0,1170) menempati tiga urutan teratas. Perumahan hampir tidak terpakai (0,0062). Setelah klaster ditambahkan, *importance* bahan bakar memasak naik menjadi 0,6214, nutrisi turun menjadi 0,1116, dan perumahan naik menjadi 0,0885. Identitas klaster sendiri berada di urutan keempat (0,0823). Pergeseran ini menunjukkan pembagian informasi di antara fitur yang saling berkorelasi, bukan perubahan fakta bahwa bahan bakar memasak paling membedakan observasi. Urutan keempat bagi identitas klaster juga berbeda dari Gambar 2, yang menempatkannya di urutan kedelapan menurut sebaran SHAP, sehingga pada model ini importance berbasis gain memberi klaster peran yang lebih besar daripada SHAP.

Importance bukan bobot resmi MPI dan bukan efek kausal. Bahan bakar memasak dapat menonjol karena variasinya lebar dan karena ia berjalan bersama deprivasi standar hidup yang lain. Karena XGBoost membagi importance di antara fitur yang berkorelasi, peringkat bahan bakar memasak belum dapat dipisahkan dari sanitasi, listrik, dan perumahan (lihat Bagian 3.8.1). Kajian di wilayah Tibet, Tiongkok, membahas bahan bakar memasak dalam kaitannya dengan kemiskinan energi (Yang et al., 2025). Implikasi kebijakannya bersifat pemantauan: akses bahan bakar memasak yang layak adalah penanda paling peka dalam model ini, sehingga layak diprioritaskan dalam pelacakan, tanpa disimpulkan sebagai satu-satunya penyebab MPI.

3.4 Profil Klaster

Solusi empat klaster memiliki Silhouette Score 0,445, yang jauh dari 1, sehingga klaster tumpang tindih dan batas antarklaster tidak tajam. Nomor klaster tidak terurut menurut tingkat deprivasi. Untuk interpretasi, profil diurutkan dari MPI terendah ke tertinggi. Rata-rata pada Tabel 3 dan Tabel 4 adalah rata-rata observasi, sesuai berkas profil klaster, bukan rata-rata satu angka per negara.

Tabel 3. Jumlah observasi, jumlah negara, dan rata-rata MPI

Klaster	Observasi	Negara yang pernah masuk	MPI rata-rata
3 — deprivasi sangat rendah	73	31	0,031
0 — deprivasi sedang	50	28	0,194
2 — deprivasi tinggi	49	26	0,342
1 — deprivasi ekstrem	14	10	0,523
Jumlah	186	67 negara unik*	0,194

*Jumlah negara per klaster tidak dijumlahkan. Dua puluh lima negara muncul di lebih dari satu klaster, sehingga 31 + 28 + 26 + 10 = 95 penempatan, bukan 95 negara.

Tabel 4. Rata-rata persentase deprivasi menurut klaster

Indikator	Klaster 3	Klaster 0	Klaster 2	Klaster 1
Nutrisi	3,601	21,734	33,417	46,265
Kematian anak	1,189	5,155	9,215	23,520
Tahun sekolah	3,658	18,725	34,891	56,409
Kehadiran sekolah	2,311	15,030	28,400	46,420
Bahan bakar memasak	5,467	38,714	62,294	84,239
Sanitasi	4,736	31,364	55,719	75,050
Air minum	2,837	19,773	39,886	56,237
Listrik	2,440	29,578	55,015	80,777
Perumahan	4,554	28,890	52,220	77,028
Aset	2,591	19,533	32,559	50,916
MPI	0,031	0,194	0,342	0,523

Sumber: cluster_profile.csv. Rata-rata dihitung pada observasi, bukan pada negara.

3.4.1 Klaster 3: Deprivasi Sangat Rendah

Tujuh puluh tiga observasi dari 31 negara memiliki rata-rata MPI 0,031 dan seluruh indikator di bawah 6 persen. Contoh yang tetap di klaster ini pada survei terakhir meliputi Albania, Aljazair, Armenia, Azerbaijan, Ekuador, Serbia, Thailand, dan Tunisia. Posisi ini bukan bukti bahwa negara sudah menjadi negara maju. Sampel Global MPI adalah negara berkembang, dan profil ini berarti deprivasi tertimbang yang tersisa sudah sempit.

Copyright © 2026 the author, Page 5
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

3.4.2 Klaster 0: Deprivasi Sedang

Lima puluh observasi dari 28 negara berada di MPI rata-rata 0,194. Bahan bakar memasak (38,7 persen) dan sanitasi (31,4 persen) menonjol dibanding indikator kesehatan dan pendidikan. Pada survei terakhir, klaster ini antara lain memuat Kenya, Haiti, Pakistan, Senegal, Kamerun, Rwanda, Malawi, Zambia, dan Liberia. India, Ghana, dan Kamboja pernah berada di sekitar profil ini pada survei lebih awal, tetapi survei terakhir mereka sudah masuk Klaster 3.

3.4.3 Klaster 2: Deprivasi Tinggi dan Merata

Empat puluh sembilan observasi dari 26 negara memiliki MPI rata-rata 0,342. Hampir semua indikator berada di atas 28 persen, dan bahan bakar memasak mencapai 62,3 persen. Pada survei terakhir, kelompok ini meliputi Benin, Burkina Faso, Burundi, Etiopia, Guinea, Madagaskar, Mali, Mozambik, Republik Demokratik Kongo, dan Sierra Leone. Beberapa di antaranya sebelumnya berada di Klaster 1.

3.4.4 Klaster 1: Deprivasi Ekstrem

Hanya 14 observasi dari 10 negara masuk profil ini, dengan MPI rata-rata 0,523. Bahan bakar memasak 84,2 persen, listrik 80,8 persen, perumahan 77,0 persen, dan sanitasi 75,1 persen. Kematian anak (23,5 persen) jauh lebih tinggi daripada ketiga klaster lain. Negara yang pernah masuk adalah Burkina Faso, Burundi, Republik Afrika Tengah, Chad, Republik Demokratik Kongo, Etiopia, Liberia, Mali, Mozambik, dan Niger. Pada survei terakhir, hanya Republik Afrika Tengah (2018/2019, MPI 0,512), Chad (2019, MPI 0,554), dan Niger (2012, MPI 0,594) yang masih berada di klaster ini.

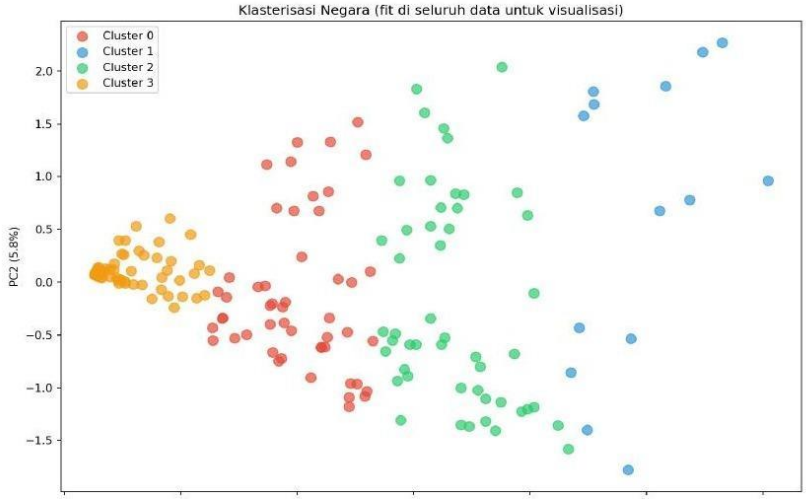
3.5 Perpindahan Antarsurvei

Daftar negara pada laporan *pipeline* adalah negara yang pernah muncul di klaster tersebut, sehingga daftarnya tumpang tindih. Dua puluh lima dari 67 negara (37,3 persen) berpindah klaster. Arah perpindahan pada berkas hampir seluruhnya menuju profil deprivasi yang lebih rendah. India bergerak dari Klaster 2 pada 2005 (MPI 0,283) ke Klaster 0 pada 2015 (0,122) lalu Klaster 3 pada 2019 (0,069). Nepal bergerak dari Klaster 2 pada 2006 (0,300) ke Klaster 3 sejak 2016. Liberia bergerak dari Klaster 1 pada 2007 (0,463) ke Klaster 2 pada 2013 lalu Klaster 0 pada 2019. Etiopia, Mali, Burkina Faso, Burundi, dan Republik Demokratik Kongo meninggalkan Klaster 1, tetapi survei terakhir mereka masih di Klaster 2.

Pada survei terakhir tiap negara, komposisinya berbeda dari jumlah negara yang pernah masuk: 31 negara di Klaster 3, 19 di Klaster 0, 14 di Klaster 2, dan 3 di Klaster 1. Tipologi karena itu lebih aman dibaca sebagai posisi pada suatu survei, bukan sebagai identitas tetap negara.

3.6 Visualisasi PCA

Komponen utama pertama menjelaskan 85,7 persen variasi sepuluh indikator, dan komponen kedua menjelaskan 5,8 persen. Satu sumbu tingkat deprivasi umum mendominasi. Gambar 1, yang ~~di fit~~di-*fit* pada seluruh data hanya untuk visualisasi, menempatkan Klaster 3 di sisi kiri, Klaster 0 dan 2 di tengah dengan tumpang tindih, serta Klaster 1 di sisi kanan. Tumpang tindih Klaster 0 dan 2 sejalan dengan Silhouette ~~0,4483:~~0,445: batasnya ~~cukup,~~lemah, bukan ceruk yang terpisah tajam. Klaster adalah potongan dari spektrum, bukan jenis negara yang secara alami terisolasi.



Gambar 1. Sebaran observasi pada dua komponen utama. PCA di-*fit* pada seluruh data untuk visualisasi, bukan untuk uji prediksi.

3.7 Klaster sebagai Prapemrosesan

Selisih R^2 sebesar +0,0001, dengan RMSE yang hanya turun 0,0002, tidak memadai untuk menyebut label klaster sebagai peningkatan prediksi. Tiga alasan saling menguatkan. Pertama, klaster dibentuk dari fitur yang sama, sehingga informasinya redundan. Kedua, XGBoost sudah menangkap ketaklinieran tanpa label tambahan. Ketiga, importance

Copyright © 2026 the author, Page 6
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

klaster jauh di bawah bahan bakar memasak pada model yang sama. Nomor klaster memang berganti antarlipatan, tetapi pemeriksaan pada Bagian 3.7.1 menunjukkan bahwa partisinya stabil dan hasil nol bertahan setelah label dicocokkan atau dikodekan ulang. Untuk rekonstruksi MPI, klasterisasi tidak diperlukan sebagai prapemrosesan. Nilainya terbatas pada tipologi deskriptif dan pelacakan perpindahan. Selisih R^2 +0,0001 berada jauh di dalam simpangan baku antarlipatan (0,0067) sehingga tidak dapat dipisahkan dari variasi antarlipatan pada data ini, dan artikel ini tidak mengajukan klaster sebagai fitur yang layak dipertahankan.

3.7.1 Stabilitas Label Klaster dan Uji Sensitivitas

Label mentah K-Means memang tidak konsisten antarlipatan. Pada observasi latih yang dimiliki bersama dua lipatan, label mentah hanya identik pada rata-rata 37,7 persen observasi (kisaran 0,0 sampai 94,7 persen), karena nomor klaster berganti urutan antarlipatan. Partisinya sendiri stabil. ARI antarpasangan lipatan rata-rata 0,868 (kisaran 0,700 sampai 0,953; 10 pasangan), dan ARI terhadap K-Means pada seluruh data berkisar 0,794 sampai 0,991 pada observasi latih tiap lipatan. Yang berubah adalah nomor klaster, bukan pengelompokannya.

Tabel 5 membandingkan model tanpa klaster dengan empat cara memasukkan informasi klaster pada lipatan yang sama. Pencocokan label menaikkan R^2 dari 0,9881 menjadi 0,9885 (+0,0004), sedangkan pengodean one-hot dan jarak ke centroid memberi 0,9878 dan 0,9879. Seluruh varian berada dalam ±0,0004 dari model tanpa klaster, jauh di bawah simpangan baku antarlipatan (0,0067 sampai 0,0103). Jarak ke centroid menurunkan MAE paling besar (0,0094 dibanding 0,0112), tetapi R^2 tidak berubah dan simpangan bakunya paling besar. Hasil nol karena itu tidak disebabkan oleh inkonsistensi label: klaster tetap tidak menambah akurasi ketika labelnya dicocokkan atau dikodekan ulang.

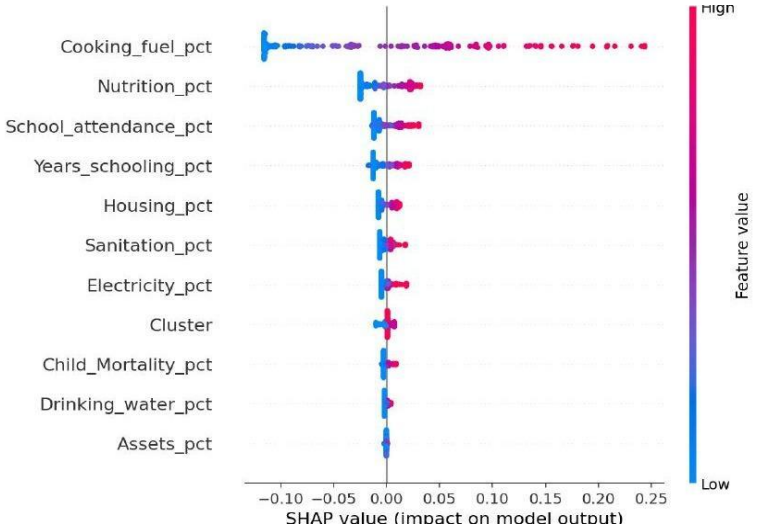
Tabel 5. Uji sensitivitas cara memasukkan informasi klaster (GroupKFold menurut negara)

Model	R^2 rata-rata	Simpangan baku R^2	RMSE	MAE
Tanpa klaster	0,9881	0,0067	0,0166	0,0112
Label mentah (utama)	0,9882	0,0074	0,0164	0,0107
Label dicocokkan	0,9885	0,0074	0,0162	0,0106
One-hot	0,9878	0,0072	0,0169	0,0110
Jarak ke centroid	0,9879	0,0103	0,0160	0,0094

Sumber: perhitungan ulang pada dataset_with_clusters.csv dengan lipatan yang sama. Simpangan baku R^2 antarlipatan.

3.8 Pembacaan SHAP

Gambar 2 memperkuat dominasi bahan bakar memasak dan nutrisi, tetapi urutan di bawahnya berbeda dari Tabel 2 dan pembacaannya perlu dibatasi. Bahan bakar memasak memiliki sebaran SHAP paling lebar, diikuti nutrisi dan kehadiran sekolah. Identitas klaster berada di pita sempit di sekitar nol. Pada indikator standar hidup yang saling berkorelasi, XGBoost dan SHAP cenderung membagi atau menggeser importance antarfitur yang mirip, sehingga dominasi bahan bakar memasak dapat terinflasi oleh variasinya yang lebar dan oleh keterkaitannya dengan sanitasi, perumahan, dan listrik (Aas et al., 2021; Takefuji, 2025). Plot tidak dipakai untuk menetapkan ambang atau klaim kausal; yang terbaca adalah pola dominasi yang perlu diverifikasi dengan indikator yang tidak masuk rumus MPI. Di luar dua fitur teratas, urutan SHAP (kehadiran sekolah, tahun sekolah, perumahan, sanitasi, listrik) berbeda dari urutan gain pada Tabel 2 (perumahan, listrik, sanitasi, kehadiran sekolah, tahun sekolah), sehingga peringkat fitur menengah tidak stabil antarmetode. Korelasi antarindikator tinggi (komponen utama pertama menjelaskan 85,7 persen variasi pada Bagian 3.6). Pemeriksaan lanjutan pada Bagian 3.8.1 (VIF, permutation importance, dan drop-column) menunjukkan bahwa peringkat bahan bakar memasak dibaca sebagai pola dominasi, bukan kontribusi yang terpisah dari indikator standar hidup lain.



Gambar 2. Nilai SHAP pada model XGBoost yang memuat identitas klaster.

Copyright © 2026 the author, Page 7
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Journal of SAINTEKS
Vol 4 , No 1, November 2026, page 1-11
ISSN 3030-8011 (Media Online)
Website https://prosiding.seminars.id/sainteks

3.8.1 Korelasi Indikator dan Pemeriksaan Importance

Sepuluh indikator berkorelasi kuat. Koefisien Pearson antarpasangan berkisar 0,53 sampai 0,97 dengan rata-rata 0,84; 84,4 persen pasangan melebihi 0,70 dan 71,1 persen melebihi 0,80. Korelasi tertinggi adalah bahan bakar memasak dengan sanitasi dan dengan listrik (masing-masing 0,97). Enam indikator memiliki VIF di atas 10: bahan bakar memasak (58,6), listrik (28,4), perumahan (20,6), sanitasi (20,0), nutrisi (17,5), dan air minum (16,4). Kematian anak (2,3), kehadiran sekolah (6,5), aset (6,7), dan tahun sekolah (6,8) berada di bawah 10.

Tabel 6 memeriksa importance pada model tanpa klaster. Permutation importance mengonfirmasi dominasi bahan bakar memasak: permutasinya menurunkan R^2 sebesar 0,577, jauh di atas nutrisi (0,073). Namun dominasi itu tidak sama dengan keharusan. Melatih ulang tanpa bahan bakar memasak hanya menurunkan R^2 sebesar 0,0047, dan tanpa seluruh enam indikator standar hidup hanya sebesar 0,0198, karena indikator lain masih merekonstruksi MPI. Sebaliknya, permutasi serentak keenam indikator standar hidup menurunkan R^2 sebesar 0,895. Pola ini sejalan dengan fitur yang sangat berkorelasi: model memakai bahan bakar memasak paling banyak, tetapi informasinya dapat digantikan indikator lain bila ia tidak tersedia. Bahan bakar memasak karena itu dibaca sebagai indikator yang paling banyak dipakai oleh model tanpa klaster, bukan sebagai penentu yang tak tergantikan. Pengelompokan indikator pada Tabel 6 mengikuti saran untuk menjelaskan fitur yang saling bergantung secara berkelompok, sekaligus menghindari permutasi satu indikator yang memaksa model mengekstrapolasi ke daerah yang tidak didukung data (Aas et al., 2021; Hooker et al., 2021).

Tabel 6. Permutation importance dan drop-column pada model tanpa klaster (penurunan R^2 pada data uji)

Fitur atau kelompok	Permutation ΔR^2 (rata-rata ± SD)	Drop-column ΔR^2 (rata-rata ± SD)
Standar hidup (6 indikator)	0,8946 ± 0,0796	0,0198 ± 0,0089
Bahan bakar memasak	0,5774 ± 0,0435	0,0047 ± 0,0049
Kesehatan (nutrisi, kematian anak)	0,0857 ± 0,0178	0,0026 ± 0,0030
Nutrisi	0,0728 ± 0,0204	0,0022 ± 0,0026
Pendidikan (2 indikator)	0,0575 ± 0,0147	0,0087 ± 0,0062
Sanitasi + listrik + perumahan	0,0418 ± 0,0206	0,0000 ± 0,0033
Sanitasi	0,0114 ± 0,0039	0,0011 ± 0,0013
Listrik	0,0095 ± 0,0073	0,0005 ± 0,0018
Perumahan	0,0042 ± 0,0026	0,0003 ± 0,0006
Air minum	0,0027 ± 0,0010	0,0009 ± 0,0010
Aset	0,0007 ± 0,0004	0,0017 ± 0,0019

Sumber: perhitungan ulang pada dataset_with_clusters.csv, GroupKFold lima lipatan; SD antarlipatan (ddof=0, sama dengan Tabel 1 dan 5).

3.9 Pembahasan

3.9.1 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Sebagai pembanding, Satapathy et al. (2023) melaporkan R^2 sebesar 0,9053 untuk XGBoost pada data MPI subnasional 2021, lebih rendah daripada R^2 0,9881 pada penelitian ini. Perbandingan langsung tidak tepat karena unit data, jumlah observasi, dan skema validasi berbeda: studi tersebut tidak memakai validasi yang menahan seluruh observasi satu negara di satu sisi lipatan, sedangkan penelitian ini memakai GroupKFold menurut negara agar observasi berulang satu negara tidak berada di kedua sisi lipatan (Meyer et al., 2019). Selisih itu karenanya tidak ditafsirkan sebagai keunggulan model. Temuan bahwa XGBoost tangguh pada data tabular kemiskinan sejalan dengan Satapathy et al. (2023) dan dengan bukti lintas kumpulan data bahwa model boosting pohon masih unggul pada data tabular (Shwartz-Ziv & Armon, 2022), tetapi penelitian ini menambahkan dua hal yang tidak ditangani studi tersebut, yaitu pengujian klaster sebagai prapemrosesan dan penelusuran perpindahan negara antarsurvei.

3.9.2 Mengapa R^2 Sangat Tinggi

R^2 sebesar 0,9881 adalah konsekuensi definisi. Sepuluh indikator menentukan *headcount* dan intensitas, dan MPI adalah hasil kali keduanya. Sisa 1,2 persen varians dapat berasal dari pembulatan, penanda data, dan ketaklinieran bobot yang tidak persis diikuti pohon. Untuk prediksi yang substantif, target perlu diubah menjadi perubahan MPI, atau fitur perlu diganti dengan variabel yang tidak masuk rumus indeks, misalnya data geospasial atau citra satelit seperti pada studi identifikasi kemiskinan tingkat desa dan kabupaten (Hu et al., 2022; Puttanapong et al., 2022; Xu et al., 2021).

3.9.3 Mengapa Klaster Tidak Menolong Prediksi

Klaster menolong prediksi bila fitur bising, dimensi sangat tinggi, atau model dasar tidak menangkap struktur. Tidak satu pun kondisi itu terpenuhi. Sepuluh indikator relatif bersih, struktur klaster sepenuhnya berasal dari indikator itu, dan XGBoost sudah nonlinear. Silhouette yang jauh dari 1 (0,445) menandai bahwa empat kelompok memotong spektrum, bukan menemukan kelas tersembunyi. Nomor klaster memang berganti antarlipatan, tetapi pencocokan label dan pengodean alternatif tidak mengubah kesimpulan (Tabel 5).

Copyright © 2026 the author, Page 8
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

3.9.4 Implikasi Kebijakan yang Mengikuti Survei Terakhir

Rekomendasi tidak dilekatkan pada daftar negara yang pernah masuk suatu klaster. Pada posisi terakhir, hanya Republik Afrika Tengah, Chad, dan Niger yang masih berada pada profil ekstrem. Survei terakhir Niger berasal dari 2012, sehingga posisinya perlu dikonfirmasi dengan survei yang lebih baru sebelum menjadi dasar prioritas. Prioritas di sana bersifat multisektor, dengan bahan bakar memasak, listrik, perumahan, dan sanitasi sama-sama sangat tinggi. Empat belas negara pada Klaster 2, termasuk Etiopia, Mali, Burkina Faso, Burundi, dan Republik Demokratik Kongo, masih memerlukan paket energi, sanitasi, dan pendidikan, tetapi mereka tidak lagi berada pada profil observasi paling ekstrem. Sembilan belas negara Klaster 0 lebih tepat ditarget pada bahan bakar memasak dan sanitasi, yang pada profil klaster berada di atas 30 persen sementara indikator pendidikan lebih rendah. Tiga puluh satu negara Klaster 3 lebih sesuai untuk pemantauan kelompok rentan daripada program deprivasi massal.

Jejak perpindahan menambah satu implikasi. India, Nepal, Ghana, Kamboja, dan Liberia menunjukkan bahwa klaster dapat ditinggalkan dalam satu atau dua dasawarsa survei. Kerangka klaster berguna sebagai papan pemantauan, asalkan diperbarui pada survei terbaru dan tidak dibekukan sebagai cap negara.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa XGBoost merekonstruksi MPI dari sepuluh indikator deprivasi dengan R^2 0,9881 pada validasi GroupKFold menurut negara. Angka ini mengonfirmasi konsistensi konstruk, bukan kemampuan meramal variabel di luar indeks. Label klaster tidak menambah akurasi (selisih R^2 +0,0001) sehingga redundan sebagai prediktor; hasil ini bertahan setelah label klaster dicocokkan antarlipatan dan dikodekan ulang (one-hot dan jarak ke centroid). Bahan bakar memasak paling banyak dipakai oleh model rekonstruksi, tetapi informasinya dapat digantikan indikator lain (VIF 58,6; drop-column hanya menurunkan R^2 sebesar 0,0047), sehingga peringkatnya tidak dibaca sebagai penentu tunggal. Empat tipologi deskriptif dengan Silhouette 0,445 tetap berguna untuk pemantauan: 25 dari 67 negara berpindah klaster, dan pada survei terakhir hanya Republik Afrika Tengah, Chad, dan Niger yang masih berada pada profil ekstrem. Implikasi kebijakan mengikuti posisi deprivasi pada survei terakhir, bukan daftar kumulatif, skor prediksi, maupun peringkat importance yang dihasilkan model. Pertama, pemantauan sebaiknya memakai tipologi yang diperbarui pada setiap survei baru dan tidak dibekukan sebagai label negara. Kedua, Republik Afrika Tengah, Chad, dan Niger memerlukan paket multisektor yang mencakup energi memasak, listrik, perumahan, dan sanitasi, dengan data Niger (2012) dikonfirmasi lebih dahulu. Ketiga, negara pada Klaster 2 memerlukan paket energi, sanitasi, dan pendidikan, sedangkan Klaster 0 lebih tepat ditarget pada bahan bakar memasak dan sanitasi. Keempat, karena MPI dibentuk dari indikator yang sama dengan fitur, evaluasi yang bersifat prediktif perlu memakai variabel di luar rumus indeks. Rincian prioritas mengikuti Tabel 4. Pada klaster ekstrem, bahan bakar memasak (84,2 persen), listrik (80,8 persen), perumahan (77,0 persen), dan sanitasi (75,1 persen) sama-sama tinggi sehingga paket harus multisektor. Pada klaster deprivasi tinggi, bahan bakar memasak (62,3 persen) dan sanitasi (55,7 persen) menonjol. Pada klaster sedang, bahan bakar memasak (38,7 persen) dan sanitasi (31,4 persen) jauh melampaui indikator pendidikan (15,0 sampai 18,7 persen). Kontribusi penelitian ini adalah pemisahan tegas antara rekonstruksi dan tipologi, serta bukti empiris bahwa menggabungkan keduanya dalam satu pipeline prediktif tidak terjustifikasi. Karena klaster tidak menambah akurasi, tidak ada dasar ilmiah untuk menggabungkan K-Means dan XGBoost dalam satu pipeline prediktif pada data ini. Penelitian ini karena itu menganjurkan dua jalur terpisah: XGBoost untuk menguji konsistensi rekonstruksi, dan K-Means untuk tipologi pemantauan. Keterbatasan meliputi tidak adanya variabel di luar rumus MPI, jumlah survei yang tidak sama antarnegara, dan korelasi antarindikator (VIF hingga 58,6) yang membatasi pembacaan importance dan SHAP. Penelitian lanjutan disarankan mengubah target menjadi perubahan MPI atau memakai fitur yang tidak masuk rumus indeks.

REFERENCES

Aas, K., Jullum, M., & Løland, A. (2021). Explaining individual predictions when features are dependent: More accurate approximations to Shapley values. *Artificial Intelligence*, *298*, 103502. https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103502

Alkire, S., Kanagaratnam, U., & Suppa, N. (2024). *The global Multidimensional Poverty Index (MPI) 2024: Country results and methodological note*. Oxford Poverty and Human Development Initiative, University of Oxford. https://ophi.org.uk/publications/MN-58

Alkire, S., Mishra, R., Selden, L., & Suppa, N. (2025a). *A methodological note on the global Multidimensional Poverty Index (MPI) 2025: Changes over time results for 88 countries*. Oxford Poverty and Human Development Initiative, University of Oxford. https://ophi.org.uk/publications/MN-63

Alkire, S., Mishra, R., Selden, L., & Suppa, N. (2025b). *The global Multidimensional Poverty Index (MPI) 2025: Country results and methodological note*. Oxford Poverty and Human Development Initiative, University of Oxford. https://ophi.org.uk/publications/MN-61

Alsharkawi, A., Al-Fetyani, M., Dawas, M., Saadeh, H., & Alyaman, M. (2021). Poverty classification using machine learning: The case of Jordan. *Sustainability*, *13*(3), 1412. https://doi.org/10.3390/su13031412

Browne, C., Matteson, D. S., McBride, L., Hu, L., Liu, Y., Sun, Y., Wen, J., & Barrett, C. B. (2021). Multivariate random forest prediction of poverty and malnutrition prevalence. *PLoS ONE*, *16*(9), e0255519. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255519

Cerqua, A., Letta, M., & Pinto, G. (2025). On the (mis)use of machine learning with panel data. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, *88*(3), 506–518. https://doi.org/10.1111/obes.70019

Copyright © 2026 the author, Page 9
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Delahoz-Domínguez, E., Mendoza-Mendoza, A., & Visbal-Cadavid, D. (2025). Clustering of countries through UMAP and K-means: A multidimensional analysis of development, governance, and logistics. *Logistics*, *9*(3), 108. https://doi.org/10.3390/logistics9030108

Hooker, G., Mentch, L., & Zhou, S. (2021). Unrestricted permutation forces extrapolation: Variable importance requires at least one more model, or there is no free variable importance. *Statistics and Computing*, *31*(6), 82. https://doi.org/10.1007/s11222-021-10057-z

Hu, S., Ge, Y., Liu, M., Ren, Z., & Zhang, X. (2022). Village-level poverty identification using machine learning, high-resolution images, and geospatial data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *107*, 102694. https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102694

Indah, Y. M., Aristawidya, R., Fitrianto, A., Erfiani, & Jumansyah, L. M. R. D. (2025). Comparison of Random Forest, XGBoost, and LightGBM methods for the Human Development Index classification. *Jambura Journal of Mathematics*, *7*(1). https://doi.org/10.37905/jjom.v7i1.28290

Kumar, S., Chakraverty, S., & Sethi, N. (2023). Multidimensional poverty: CMPI development, spatial analysis and clustering. *Social Indicators Research*, *169*, 647–670. https://doi.org/10.1007/s11205-023-03181-y

Li, Q., Yu, S., Échevin, D., & Fan, M. (2022). Is poverty predictable with machine learning? A study of DHS data from Kyrgyzstan. *Socio-Economic Planning Sciences*, *81*, 101195. https://doi.org/10.1016/j.seps.2021.101195

Loecher, M. (2024). Debiasing SHAP scores in random forests. *AStA Advances in Statistical Analysis*, *108*(2), 427–440. https://doi.org/10.1007/s10182-023-00479-7

Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., Katz, R., Himmelfarb, J., Bansal, N., & Lee, S.-I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, *2*(1), 56–67. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9

Lyons, A. C., Montoya Castano, A., Kass-Hanna, J., Zhang, Y., & Soliman, A. (2025). A machine learning approach to assessing multidimensional poverty and targeting assistance among forcibly displaced populations. *World Development*, *192*, 107013. https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2025.107013

Meyer, H., Reudenbach, C., Wöllauer, S., & Nauss, T. (2019). Importance of spatial predictor variable selection in machine learning applications: Moving from data reproduction to spatial prediction. *Ecological Modelling*, *411*, 108815. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2019.108815

Molnar, C. (2022). *Interpretable machine learning: A guide for making black box models explainable* (2nd ed.). https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/

Muñetón-Santa, G., & Manrique-Ruiz, L. C. (2023). Predicting multidimensional poverty with machine learning algorithms: An open data source approach using spatial data. *Social Sciences*, *12*(5), 296. https://doi.org/10.3390/socsci12050296

Olearo, L., D'Adda, F., Messina, E., Cremaschi, M., Bandini, S., & Gasparini, F. (2024). Facing multidimensional poverty in older adults: An artificial intelligence approach that reveals the variable relevance. *Intelligenza Artificiale*, *18*(1), 51–65. https://doi.org/10.3233/IA-240027

Onsay, E. A., Alinsunurin, J., & Rabajante, J. F. (2025). Optimizing machine learning algorithms for multidimensional poverty prediction in the Philippines. *SN Business & Economics*, *5*, 159. https://doi.org/10.1007/s43546-025-00922-8

Puttanapong, N., Martinez Jr., A., Bulan, J. A. N., Addawe, M., Durante, R. L., & Martillan, M. (2022). Predicting poverty using geospatial data in Thailand. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *11*(5), 293. https://doi.org/10.3390/ijgi11050293

Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, *20*, 53–65. https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7

Sari, D. P., Rizqi, T. A., Fitrianto, A., Erfiani, & Jumansyah, L. M. R. D. (2024). Perbandingan metode K-Means dan OPTICS dalam penggerombolan kemiskinan multidimensi di Indonesia. *Kubik: Jurnal Publikasi Ilmiah Matematika*, *9*(2). https://garuda.kemdiktisaintek.go.id/documents/detail/4840389

Satapathy, S. K., Saravanan, S., Mishra, S., & Mohanty, S. N. (2023). A comparative analysis of multidimensional COVID-19 poverty determinants: An observational machine learning approach. *New Generation Computing*, *41*(1), 155–184. https://doi.org/10.1007/s00354-023-00203-8

Shwartz-Ziv, R., & Armon, A. (2022). Tabular data: Deep learning is not all you need. *Information Fusion*, *81*, 84–90. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.11.011

Takefuji, Y. (2025). Beyond XGBoost and SHAP: Unveiling true feature importance. *Journal of Hazardous Materials*, *488*, 137382. https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2025.137382

UNDP & OPHI. (2023). *Global Multidimensional Poverty Index 2023: Unstacking global poverty: Data for high impact action*. United Nations Development Programme and Oxford Poverty and Human Development Initiative. https://hdr.undp.org/content/2023-global-multidimensional-poverty-index-mpi

UNDP & OPHI. (2024). *Global Multidimensional Poverty Index 2024: Poverty amid conflict*. United Nations Development Programme and Oxford Poverty and Human Development Initiative. https://hdr.undp.org/content/2024-global-multidimensional-poverty-index-mpi

UNDP & OPHI. (2025). *Global Multidimensional Poverty Index 2025: Overlapping hardships: Poverty and climate hazards*. United Nations Development Programme and Oxford Poverty and Human Development Initiative. https://hdr.undp.org/content/2025-global-multidimensional-poverty-index-mpi

Usmanova, A., Aziz, A., Rakhmonov, D., & Osamy, W. (2022). Utilities of artificial intelligence in poverty prediction: A review. *Sustainability*, *14*(21), 14238. https://doi.org/10.3390/su142114238

World Bank. (2022). *Poverty and shared prosperity 2022: Correcting course*. World Bank. https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1893-6

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Xu, J., Song, J., Li, B., Liu, D., & Cao, X. (2021). Combining night time lights in prediction of poverty incidence at the county level. *Applied Geography*, *135*, 102552. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2021.102552

Yang, J., Jin, J., Qiu, X., & Liu, D. (2025). Does the cooking fuel transition lead to unexpected energy poverty? Evidence from the less-developed Tibetan region of China. *Energy Policy*, *198*, 114471. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2025.114471

Zamzuri, M. H. A., Sofian, N., & Hassan, R. (2023). The forecasting of poverty using the ensemble learning classification methods. *International Journal on Perceptive and Cognitive Computing*, *9*(1), 24–32. https://doi.org/10.31436/ijpcc.v9i1.326

Zhang, W., Lei, T., Gong, Y., Zhang, J., & Wu, Y. (2022). Using explainable artificial intelligence to identify key characteristics of deep poverty for each household. *Sustainability*, *14*(16), 9872. https://doi.org/10.3390/su14169872

Copyright © 2026 the author, Page 11
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License