

PERBANDINGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN ALGORITMA MACHINE LEARNING KONVENTIONAL UNTUK KLASIFIKASI KEMISKINAN MULTIDIMENSIONAL DI INDONESIA

Ruth Tika Sarwanti[✉], Yuyun Umaidah

Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang, Indonesia
Email: 2210631170047@student.unsika.ac.id

DOI: <https://doi.org/10.46880/jmika.Vol9No2.pp275-281>

ABSTRACT

Multidimensional poverty in Indonesia is a complex phenomenon involving various interconnected social, economic, and structural aspects. Conventional approaches to poverty classification often fail to capture non-linear interaction patterns and spatial dependencies inherent in multidimensional socio-economic data. This research aims to compare the performance of Convolutional Neural Networks (CNN) with conventional machine learning algorithms such as Random Forest and XGBoost in classifying multidimensional poverty in Indonesia. The research method employs a comparative quantitative approach using data from the 2023 National Socio-Economic Survey (Susenas) by BPS, covering 8,000 household observations. The target variable is multidimensional poverty status based on the Multidimensional Poverty Index (MPI) with a 1/3 cutoff. Data was split 70:30 for training and testing, with preprocessing including missing value imputation, one-hot encoding, and Min-Max scaler normalization. The CNN model was designed with a two-convolutional-layer architecture, while Random Forest used 200 decision trees and XGBoost with 200 estimators. Research results demonstrate that CNN provides the best performance with 82.4% accuracy, outperforming Random Forest (80.1%) and XGBoost (81.2%). Important variable analysis reveals that housing infrastructure conditions, household head education level, and sanitation access are key factors in determining multidimensional poverty, providing strategic input for formulating more targeted poverty alleviation policies.

Keyword: Convolutional Neural Network, Machine Learning, Multidimensional Poverty, Multidimensional Poverty Index, Susenas.

ABSTRAK

Kemiskinan multidimensional di Indonesia merupakan fenomena kompleks yang melibatkan berbagai aspek sosial, ekonomi, dan struktural yang saling terkait. Pendekatan konvensional dalam mengklasifikasikan kemiskinan sering kali tidak mampu menangkap pola interaksi non-linear dan dependensi spasial yang melekat pada data sosial-ekonomi multidimensional. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja Convolutional Neural Network (CNN) dengan algoritma machine learning konvensional seperti Random Forest dan XGBoost dalam mengklasifikasikan kemiskinan multidimensional di Indonesia. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif komparatif dengan data Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) BPS 2023 yang mencakup 8.000 observasi rumah tangga. Variabel target adalah status kemiskinan multidimensional berdasarkan Multidimensional Poverty Index (MPI) dengan cutoff 1/3. Data dibagi dengan proporsi 70:30 untuk training dan testing, dengan preprocessing meliputi imputasi missing values, one-hot encoding, dan normalisasi Min-Max scaler. Model CNN dirancang dengan arsitektur dua convolutional layer, sedangkan Random Forest menggunakan 200 pohon keputusan dan XGBoost dengan 200 estimator. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN memberikan performa terbaik dengan akurasi 82,4%, unggul dibandingkan Random Forest (80,1%) dan XGBoost (81,2%). Analisis variabel penting mengungkapkan bahwa kondisi infrastruktur rumah, tingkat pendidikan kepala rumah tangga, dan akses sanitasi merupakan faktor utama dalam menentukan kemiskinan multidimensional, memberikan masukan strategis untuk perumusan kebijakan penanggulangan kemiskinan yang lebih tepat sasaran.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, Kemiskinan Multidimensional, Machine Learning, Multidimensional Poverty Indeks, Susenas.

PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan salah satu tantangan pembangunan paling kompleks di Indonesia karena mencakup dimensi sosial, ekonomi, dan struktural yang saling terkait serta tidak dapat dipisahkan satu sama lain (Zahrawati, 2020). Selama beberapa dekade, persoalan kemiskinan sering dipahami secara sempit sebagai keterbatasan pendapatan atau ketidakmampuan rumah tangga memenuhi kebutuhan konsumsi minimum. Namun, pemahaman tersebut kini dianggap tidak lagi memadai. Seiring perkembangan teori dan metodologi, kemiskinan dipandang sebagai fenomena multidimensional yang mencakup keterbatasan akses terhadap pendidikan, layanan kesehatan, perumahan layak, sanitasi, air bersih, serta infrastruktur dasar yang menjadi prasyarat bagi kehidupan manusia yang bermartabat (Kause & Fithriyah, 2024). Pergeseran paradigma ini menegaskan bahwa upaya pengentasan kemiskinan harus dilakukan dengan pendekatan yang lebih komprehensif, tidak hanya berfokus pada aspek ekonomi, tetapi juga pada dimensi sosial dan struktural yang memengaruhi kualitas hidup masyarakat (Aulia & Wulansari, 2020).

Bagi Indonesia, kompleksitas tersebut semakin tinggi karena keragaman geografis, sosial, dan ekonomi yang dimiliki. Sebagai negara kepulauan yang terdiri atas 17.380 pulau dengan jumlah penduduk mencapai 286,7 juta jiwa, kemiskinan di Indonesia menampilkan heterogenitas yang sangat besar antarwilayah (Lathifah et al., 2025). Perbedaan kondisi antarprovinsi, kabupaten, bahkan antar-desa mencerminkan variasi yang tajam dalam hal akses infrastruktur, layanan publik, serta peluang ekonomi. Daerah perkotaan cenderung memiliki akses lebih baik terhadap pendidikan, kesehatan, dan pekerjaan formal, sementara banyak wilayah pedesaan dan terpencil masih menghadapi keterbatasan infrastruktur dasar (Aji & Achruh, 2025). Perbedaan struktural ini menjadikan pemetaan kemiskinan di Indonesia tidak hanya sekadar tugas statistik, melainkan tantangan besar yang membutuhkan pendekatan metodologis yang lebih canggih agar dapat menangkap keragaman yang ada secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja Convolutional Neural Network (CNN) dengan algoritma machine learning konvensional seperti Random Forest dan XGBoost dalam mengklasifikasikan kemiskinan multidimensional di Indonesia.

KAJIAN LITERATUR

Badan Pusat Statistik (BPS) telah mengembangkan Survei Sosial Ekonomi Nasional

(Susenas) yang menjadi salah satu sumber data sosial-ekonomi terbesar di Indonesia. Survei ini mencakup sekitar 345.000 rumah tangga setiap tahunnya, dan memuat informasi yang luas meliputi demografi, kondisi perumahan, konsumsi, hingga indikator kesejahteraan multidimensional. Data ini memiliki potensi besar untuk digunakan dalam pemetaan kemiskinan secara lebih detail karena mencakup aspek-aspek fundamental yang relevan dengan teori kemiskinan multidimensional. Namun, meskipun data Susenas sangat kaya, pemanfaatannya masih banyak bergantung pada metode konvensional seperti regresi logistik, analisis diskriminan, maupun algoritma machine learning tradisional seperti random forest dan support vector machine.

Pendekatan-pendekatan tersebut memang mampu memberikan gambaran awal, tetapi masih memiliki keterbatasan yang signifikan dalam menangkap pola interaksi non-linear dan dependensi spasial yang melekat pada data sosial-ekonomi. Kemiskinan yang bersifat multidimensional tidak hanya dipengaruhi oleh satu faktor tunggal, melainkan hasil interaksi kompleks dari berbagai variabel yang saling memengaruhi. Misalnya, kualitas perumahan sering terkait erat dengan tingkat pendidikan dan kondisi kesehatan, sehingga hubungan yang terbentuk tidak linear dan sulit dijelaskan dengan metode tradisional (Hanandita & Tampubolon, 2016). Selain itu, studi di Indonesia mengonfirmasi bahwa kualitas kesehatan merupakan salah satu penyumbang utama kemiskinan multidimensional, dan hubungan antara pendidikan kepala keluarga, kondisi kesehatan, dan aspek lain membentuk interaksi kompleks yang memengaruhi tingkat kemiskinan secara keseluruhan. Aspek seperti akses ke layanan kesehatan dan pendidikan berkorelasi dengan kualitas perumahan dan kondisi hidup yang saling mendukung atau memperburuk kondisi kemiskinan (Artha et al., 2018). Literatur terbaru juga menyoroti perlunya mempertimbangkan trade-off atau pertukaran antara dimensi kemiskinan serta dampak output dan outcome yang kompleks dalam multidimensional poverty, menegaskan bahwa kemiskinan terjadi karena kegagalan dalam memenuhi kapabilitas dasar yang saling terkait, dan ini harus dianalisa dengan pendekatan yang holistik dan multidimensi (Kakwani & Son, 2025). Studi khusus pada dampak kemiskinan multidimensional pada masa kanak-kanak juga menemukan bahwa kemiskinan yang melibatkan kualitas perumahan, kesehatan, dan pendidikan secara bersama-sama berpengaruh signifikan terhadap kesejahteraan jangka panjang seseorang, menunjukkan

interaksi yang kompleks antar faktor tersebut (Liu et al., 2025). Kondisi ini menjadi semakin menantang ketika dihadapkan pada keragaman sosial-ekonomi yang ekstrem antarwilayah di Indonesia. Untuk itu, dibutuhkan pendekatan baru yang lebih mampu memanfaatkan kerumitan data multidimensional untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan pemetaan yang lebih presisi.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mencoba mengatasi keterbatasan tersebut. Penggunaan CNN untuk prediksi kemiskinan berbasis citra satelit dan penggabungan data satelit dengan data survei memang sudah diterapkan dan terbukti memberikan kontribusi signifikan dalam memprediksi kemiskinan di tingkat komunitas dan wilayah tertentu. Penelitian yang menampilkan CNN dapat melampaui akurasi manusia dalam memprediksi kemiskinan berdasarkan citra satelit beresolusi sedang, seperti contoh studi dari Tanzania yang menunjukkan CNN memberikan performa prediksi yang lebih baik dibanding penilaian ahli manusia dari citra dengan resolusi lebih tinggi (Sarmadi et al., 2024). Ini menegaskan efektivitas CNN dalam klasifikasi kemiskinan berbasis citra satelit secara langsung tanpa memerlukan fitur yang didefinisikan pakar secara manual. Meski demikian, beberapa penelitian termasuk milik (Handayani & Qutub, 2025) sebagian besar masih terfokus pada konteks geografis tertentu dan belum eksplorasi penuh potensi deep learning untuk data tabular multidimensional yang lebih kompleks. Ada juga penelitian terkini yang membandingkan berbagai algoritma machine learning untuk klasifikasi kemiskinan multidimensi, seperti Decision Tree, Naïve Bayes, Random Forest, dan SVM, dengan hasil yang bervariasi tetapi beberapa menunjukkan akurasi yang cukup baik dan berguna dalam kebijakan sosial. Penelitian lain menggunakan berbagai algoritma pembelajaran mesin untuk klasifikasi kemiskinan multidimensi di Indonesia menunjukkan hasil yang bervariasi dengan beberapa algoritma seperti Decision Tree mencapai tingkat akurasi tinggi, contohnya di Nusa Tenggara Timur dengan akurasi hingga 82,69% (Nugroho & Wijayanto, 2023). Penelitian ini juga menyoroti pengaruh indikator utama seperti kesehatan dan pendidikan sebagai faktor penting dalam kemiskinan multidimensi. Penggunaan model deep learning lain, seperti LSTM untuk analisis sentimen terkait kemiskinan di Indonesia juga ditemukan memberikan akurasi yang cukup baik (88%) dalam klasifikasi data teks terkait kemiskinan, yang menunjukkan potensi aplikasi deep learning tidak hanya di citra satelit tetapi juga di data tabular dan

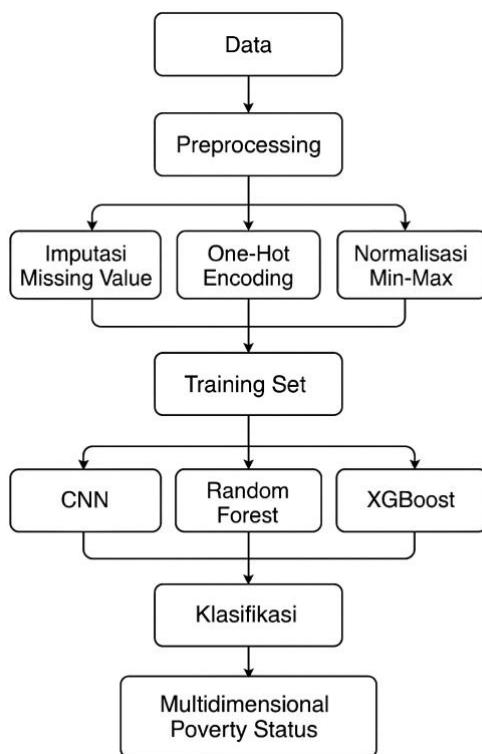
multidimensi lain (Gufroni et al., 2024). Model ensemble yang menggabungkan beberapa algoritma pembelajaran mesin, seperti BiGRU, BPNN, dan stacking AdaBoost juga menunjukkan hasil klasifikasi kemiskinan yang sangat tinggi (akurasi hingga 98%) di data sosial Indonesia, memperlihatkan bahwa eksplorasi lebih lanjut pada data tabular dan multidimensi sangat menjanjikan (Budiman et al., 2024). Meskipun berkontribusi signifikan, penelitian-penelitian tersebut masih terbatas pada konteks geografis tertentu, fokus pada level komunitas, atau menggunakan arsitektur machine learning yang belum sepenuhnya mengeksplorasi potensi deep learning untuk data tabular multidimensional.

Berangkat dari celah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan pendekatan klasifikasi kemiskinan multidimensional yang lebih akurat dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) pada data tabular Susenas BPS. Secara khusus, penelitian ini berfokus pada dua aspek utama. Pertama, membandingkan kinerja CNN dengan metode machine learning konvensional seperti Random Forest dan XGBoost dalam mengklasifikasikan tingkat kemiskinan multidimensional. Kedua, mengevaluasi peran indikator Multidimensional Poverty Index (MPI) sebagai variabel target yang komprehensif. Dengan tujuan tersebut, kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan CNN untuk data tabular kemiskinan yang hingga kini masih jarang dieksplorasi. Lebih lanjut, melalui perbandingan dengan algoritma yang lebih umum digunakan, penelitian ini diharapkan dapat menunjukkan potensi CNN sekaligus memberikan gambaran praktis mengenai efektivitas berbagai metode klasifikasi untuk data sosial ekonomi Indonesia. Selain itu, pemanfaatan MPI sebagai variabel target memperkuat relevansi penelitian ini dengan kerangka teoretis pengukuran kemiskinan multidimensional. Pada akhirnya, hasil penelitian ini dapat mendukung perumusan kebijakan berbasis bukti yang lebih kontekstual dan tepat sasaran.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif komparatif untuk membandingkan kinerja CNN dengan Random Forest dan XGBoost dalam mengklasifikasikan kemiskinan multidimensional. Data bersumber dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) BPS 2023 dengan 8.000 observasi rumah tangga, di mana variabel target adalah status kemiskinan multidimensional berdasarkan Multidimensional Poverty Index (MPI) dengan cutoff 1/3. Tahap preprocessing meliputi pembersihan data

melalui imputasi missing values, transformasi variabel kategorikal menggunakan one-hot encoding, dan normalisasi variabel numerik dengan Min-Max scaler. Dataset kemudian dibagi dengan proporsi 70:30 untuk data training dan testing, dengan penerapan k-fold cross-validation pada data training untuk mengurangi bias model. Model CNN dirancang dengan arsitektur dua convolutional layer berisi 64 dan 32 filter dengan kernel size 3×3 dan aktivasi ReLU, dilanjutkan max pooling 2×2 , kemudian dua fully connected layer dengan 128 dan 64 neuron sebelum output layer sigmoid untuk klasifikasi biner. Training dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0.001, 100 epochs, dan batch size 32. Sebagai perbandingan, Random Forest dilatih dengan 200 pohon keputusan, maximum depth 20, dan minimum 5 sampel per split, sedangkan XGBoost menggunakan 200 estimator, learning rate 0.1, maximum depth 8, dan subsample 0.8. Evaluasi performa ketiga model dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, pada data testing. Analisis variabel penting dilakukan melalui feature importance untuk Random Forest dan XGBoost, serta SHAP values untuk CNN guna memahami kontribusi setiap variabel terhadap hasil klasifikasi kemiskinan multidimensional.



Gambar 1. Proses Data

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) BPS 2023. Setelah proses preprocessing, karakteristik dataset dapat dilihat pada Tabel 1. Dataset dibagi menjadi data training (70%) untuk melatih model dan data testing (30%) untuk evaluasi performa. Variabel target adalah status kemiskinan multidimensional berdasarkan *Multidimensional Poverty Index* (MPI) dengan cutoff 1/3.

Tabel 2. Karakteristik Dataset

Karakteristik	Jumlah Presentase
Total Observasi	8.000
Rumah tangga miskin multidimensional	2.640 (33%)
Rumah tangga tidak miskin	5.360 (67%)
Jumlah variabel	15
Data training	5.600 (70%)
Data testing	2.400 (0%)

Hasil Performa Model

Ketiga model (CNN, Random Forest, dan XGBoost) dilatih menggunakan data training dan dievaluasi pada data testing. Tabel 2 menunjukkan perbandingan performa model. Hasil menunjukkan bahwa CNN memberikan performa terbaik dengan accuracy 82.4%, diikuti oleh XGBoost (81.2%) dan Random Forest (80.1%).

Tabel 3. Perbandingan Performa Model

Model	Accuracy	Recall	Precision	F1-Score
CNN	82.4%	78.8%	79.6%	79.2%
Random Forest	80.1%	77.1%	76.3%	76.7%
XGBoost	81.2%	78.2%	77.8%	78.0%

Analisis Variabel Penting

Untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi klasifikasi kemiskinan, dilakukan analisis variabel penting menggunakan Random Forest.

Tabel 4. Variabel Paling Penting

Ranking	Variabel	Importance Score
1	Jenis lantai rumah	0.145
2	Tingkat pendidikan kepala RT	0.132
3	Akses sanitasi	0.128
4	Sumber air minum	0.115

5	Kepemilikan aset	0.098
6	Akses listrik	0.087
7	Partisipasi sekolah anak	0.076
8	Status pekerjaan kepala RT	0.069

Hasil menunjukkan bahwa kondisi infrastruktur rumah (lantai, sanitasi, air minum) dan pendidikan merupakan faktor paling penting dalam menentukan status kemiskinan multidimensional.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Convolutional Neural Network (CNN) memberikan performa terbaik dengan tingkat akurasi mencapai 82,4%, unggul 2,3% dibandingkan Random Forest dan 1,2% lebih tinggi dari XGBoost. Walaupun perbedaan akurasi terlihat relatif kecil, peningkatan ini menandakan kemampuan CNN dalam memahami pola data kemiskinan yang lebih kompleks dibandingkan metode lainnya. Keunggulan tersebut terutama muncul dari struktur convolutional layer yang memungkinkan CNN menangkap keterkaitan halus antar variabel, sehingga model dapat mengekstraksi pola tersembunyi yang sulit ditangkap algoritma berbasis pohon. Temuan ini sejalan dengan studi yang membuktikan bahwa CNN unggul dalam mengidentifikasi pola spasial dari citra satelit untuk memprediksi indikator kemiskinan, bahkan melampaui akurasi manusia dalam menginterpretasi citra resolusi tinggi (Sarmadi et al., 2023). Keberhasilan CNN dalam studi tersebut memperkuat argumen bahwa model ini tidak hanya andal dalam konteks visual, tetapi juga memiliki potensi besar ketika diterapkan pada data survei kemiskinan yang bersifat multidimensional.

Sementara itu, perbandingan dengan metode lain tetap relevan untuk menegaskan posisi CNN. Penelitian menemukan bahwa pendekatan klasifikasi berbasis machine learning seperti XGBoost dan Random Forest mampu memberikan hasil lebih baik daripada regresi linier dalam memprediksi status kemiskinan (Salazar & Sanabria, 2022). Meskipun CNN tidak menjadi fokus utama dalam penelitian tersebut, hasilnya menegaskan bahwa algoritma klasifikasi modern dapat mengungguli metode konvensional. Dengan demikian, peningkatan akurasi yang diperoleh CNN dalam penelitian ini semakin menguatkan argumen bahwa metode ini memiliki kemampuan lebih tinggi untuk memodelkan keterkaitan variabel yang kompleks. Penegasan ini juga diperkuat oleh studi yang menunjukkan bahwa CNN terbukti lebih unggul dalam berbagai aplikasi

pengenalan pola kompleks di Indonesia, terutama ketika data yang digunakan berlapis dan beragam, kondisi yang juga ditemukan dalam analisis kemiskinan (Arnita et al., 2022).

Analisis variabel penting dalam penelitian ini mengungkapkan bahwa kondisi rumah menjadi faktor dominan, dengan jenis lantai rumah menyumbang kontribusi tertinggi sebesar 14,5%, diikuti oleh tingkat pendidikan kepala rumah tangga sebesar 13,2%, serta akses sanitasi yang mencapai 12,8%. Hasil ini mendukung teori kemiskinan multidimensional yang menekankan pentingnya aspek layanan dasar sebagai indikator utama kesejahteraan. Keterkaitan tersebut sejalan dengan studi yang mengkaji kemiskinan di Indonesia, di mana kondisi fisik rumah seperti lantai tanah, keterbatasan akses air bersih, dan ketiadaan sanitasi yang layak terbukti menjadi faktor utama yang memperburuk kerentanan ekonomi rumah tangga (Fauzi et al., 2022). Penelitian tersebut menegaskan bahwa dimensi perumahan dan infrastruktur tidak dapat dipisahkan dari pemetaan kemiskinan karena langsung memengaruhi kualitas hidup dan kesehatan masyarakat.

Selain kondisi rumah, faktor pendidikan kepala rumah tangga juga berperan penting. Temuan ini memperlihatkan bahwa semakin tinggi tingkat pendidikan seseorang, semakin besar peluang rumah tangga tersebut keluar dari lingkaran kemiskinan. Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian multidimensional lainnya yang menunjukkan bahwa pendidikan adalah investasi jangka panjang yang memperluas akses terhadap pekerjaan formal dan meningkatkan pendapatan keluarga. Dengan kata lain, pendidikan tidak hanya berfungsi sebagai indikator sosial, tetapi juga sebagai instrumen strategis dalam mengurangi tingkat kemiskinan. Hal ini menegaskan pentingnya penguatan kebijakan di bidang pendidikan, sekaligus melengkapi argumen bahwa dimensi struktural seperti perumahan dan sanitasi harus berjalan beriringan dengan pengembangan sumber daya manusia.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini memperkuat literatur yang menegaskan pentingnya penerapan model deep learning, khususnya CNN, dalam memahami kompleksitas data sosial-ekonomi. Keunggulan CNN tidak hanya terletak pada pencapaian akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode lain, melainkan juga pada kemampuannya mengekstraksi hubungan nonlinier antar variabel yang sering kali sulit dijelaskan melalui pendekatan tradisional. Dukungan bukti empiris dari penelitian sebelumnya, seperti studi yang menekankan keunggulan CNN dalam menangkap

pola rumit dari citra satelit, menunjukkan bahwa metodologi ini memiliki relevansi luas di berbagai konteks, termasuk pada persoalan kemiskinan multidimensional. Jadi CNN dapat diposisikan bukan hanya sebagai alat prediksi, tetapi juga sebagai instrumen analitis yang mampu menghasilkan wawasan strategis bagi perumusan kebijakan sosial.

Implikasi dari temuan ini sangat penting bagi arah kebijakan penanggulangan kemiskinan di Indonesia. Faktor utama yang teridentifikasi, seperti kondisi rumah, akses sanitasi, dan ketersediaan air bersih, menegaskan bahwa intervensi kebijakan harus berfokus pada peningkatan infrastruktur dasar. Studi menunjukkan bahwa perumahan yang tidak layak dan keterbatasan akses layanan dasar secara langsung memperburuk kerentanan rumah tangga terhadap kemiskinan, sehingga program pembangunan perumahan layak huni serta perbaikan sanitasi harus ditempatkan sebagai prioritas utama (Salam et al., 2022). Intervensi ini bukan hanya memperbaiki aspek fisik lingkungan hidup, tetapi juga meningkatkan kesehatan, produktivitas, serta kualitas hidup masyarakat miskin. Selain itu, dimensi pendidikan tidak dapat diabaikan sebagai strategi jangka panjang. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa tingkat pendidikan kepala rumah tangga berperan signifikan dalam menurunkan risiko kemiskinan multidimensional. Hal ini konsisten dengan berbagai penelitian terdahulu yang menemukan bahwa pendidikan memberikan dampak positif dalam memperluas akses terhadap lapangan kerja formal, meningkatkan pendapatan, serta memutus rantai kemiskinan antargenerasi. Untuk itu, kebijakan pendidikan yang berorientasi pada peningkatan akses, kualitas, dan pemerataan perlu dipadukan dengan kebijakan perbaikan infrastruktur dasar agar program pengentasan kemiskinan dapat berjalan lebih komprehensif.

Meski demikian, penelitian ini memiliki sejumlah keterbatasan yang patut diperhatikan. Pertama, data yang digunakan hanya mencakup tahun 2023, sehingga tidak memungkinkan untuk menangkap dinamika perubahan status kemiskinan dari waktu ke waktu. Padahal, kemiskinan bersifat fluktuatif dan sangat dipengaruhi oleh kondisi makroekonomi, kebijakan pemerintah, serta peristiwa eksternal seperti pandemi atau krisis global. Kedua, meskipun CNN terbukti memberikan akurasi lebih tinggi, keterbatasan terletak pada tingkat interpretabilitas model. CNN sering kali disebut sebagai “black box” karena sulit dipahami bagaimana proses internal jaringan menghasilkan keputusan akhir. Hal ini berbeda dengan

model berbasis pohon keputusan seperti Random Forest yang lebih mudah dijelaskan melalui fitur penting dan struktur pohon. Keterbatasan ini membuka ruang penelitian lanjutan yang lebih mendalam. Studi di masa depan dapat menggunakan data panel dengan cakupan beberapa tahun agar mampu memetakan tren dan pola perubahan kemiskinan secara longitudinal. Selain itu, pendekatan explainable AI (XAI) dapat diintegrasikan dengan CNN untuk meningkatkan transparansi model, sehingga hasil prediksi tidak hanya akurat tetapi juga lebih mudah dipahami oleh pembuat kebijakan. Dengan langkah ini, pemanfaatan teknologi canggih seperti CNN tidak hanya berhenti pada keunggulan teknis, tetapi juga benar-benar dapat diterjemahkan menjadi kebijakan yang aplikatif, tepat sasaran, dan berkelanjutan dalam upaya pengentasan kemiskinan di Indonesia.

KESIMPULAN

Penelitian ini menegaskan bahwa kemiskinan di Indonesia merupakan fenomena multidimensional yang tidak dapat dijelaskan hanya melalui pendekatan ekonomi sempit, melainkan harus dipahami dalam keterkaitan erat antara aspek pendidikan, kesehatan, perumahan, sanitasi, air bersih, serta infrastruktur dasar. Kompleksitas tersebut menuntut metode analisis yang mampu menangkap pola interaksi variabel yang bersifat nonlinier dan heterogen antarwilayah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa Convolutional Neural Network (CNN) memberikan performa terbaik dengan akurasi 82,4%, melampaui XGBoost dan Random Forest, sekaligus memperlihatkan keunggulan CNN dalam mengidentifikasi keterkaitan kompleks antarvariabel sosial-ekonomi. Analisis variabel penting juga menegaskan peran krusial kondisi rumah, akses layanan dasar, dan pendidikan kepala rumah tangga dalam menentukan status kemiskinan multidimensional, sehingga kebijakan pengentasan kemiskinan perlu memprioritaskan perbaikan infrastruktur dasar sekaligus penguatan kualitas pendidikan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menunjukkan kontribusi metodologis melalui penerapan CNN pada data tabular Susenas, tetapi juga memberikan implikasi praktis bagi perumusan kebijakan berbasis bukti yang lebih komprehensif dan tepat sasaran. Namun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan, khususnya dari sisi keterbatasan temporal data serta interpretabilitas model deep learning. Oleh karena itu, penelitian di masa depan perlu mengintegrasikan data panel untuk memahami dinamika kemiskinan secara longitudinal serta mengembangkan pendekatan explainable AI agar hasil

analisis dapat lebih transparan dan aplikatif. Pada akhirnya, temuan ini memperkuat argumen bahwa teknologi kecerdasan buatan, khususnya CNN, dapat menjadi instrumen strategis dalam memahami kompleksitas kemiskinan multidimensional dan mendukung upaya pengentasan yang lebih efektif, berkelanjutan, serta kontekstual dengan kondisi Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- Aji, W., & Achruh, A. (2025). Tantangan Globalisasi Teknologi Terhadap Guru di Daerah Terpencil; Sebuah Tinjauan Kritis. *Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 3(5), 542–548.
<https://doi.org/10.5281/zenodo.15710377>
- Arnita, Yani, M., Marpaung, F., Hidayat, M., & Widianto, A. (2022). A comparative study of convolutional neural network and k-nearest neighbours algorithms for food image recognition. *Journal of Computational Technologies*, 27(6), 88–99.
<https://doi.org/10.25743/ICT.2022.27.6.008>
- Artha, D. R. P., Dartanto, T., Rani, D., & Artha, P. (2018). The multidimensional approach to poverty measurement in Indonesia: Measurements, determinants and its policy implications. In *Journal of Economic Cooperation and Development* (Vol. 39).
<https://www.researchgate.net/publication/331178536>
- Aulia, L. A., & Wulansari, I. Y. (2020). Pembentukan Indeks Kemiskinan Multidimensi Anak Dan Pemanfaatannya Untuk Pengentasan Kemiskinan Berkelanjutan Di Indonesia Tahun 2017. *Seminar Nasional Official Statistics, 2019*(1), 336–346.
<https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2019i1.222>
- Budiman, H., Ratna, S., Muflih, M., Syapotro, U., Hamdani, M., Rezqy, M., & Ridha, N. (2024). Classification of Heart Disease Using a Stacking Framework of BiGRU, BiLSTM, and XGBoost. In *Journal Of Data Science* | (Vol. 2024).
- Fauzi, A. S., Runtiningsih, S., & Hidayat, F. (2022). Determinants of Poverty in Indonesia and its Policy Implications, Multidimensional Approach to Measuring Poverty. *JOVISHE : Journal of Visionary Sharia Economy*, 01(01), 11–23.
<https://doi.org/10.57255/jovishe.v1i1.xxxx>
- Hanandita, W., & Tampubolon, G. (2016). Multidimensional Poverty in Indonesia: Trend Over the Last Decade (2003–2013). *Social Indicators Research*, 128(2), 559–587.
<https://doi.org/10.1007/s11205-015-1044-0>
- Handayani, D. N., & Qutub, S. (2025). Penerapan Random Forest Untuk Prediksi Dan Analisis Kemiskinan. *RIGGS: Jurnal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(2), 405–412. <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i2.512>
- Kakwani, N., & Son, H. H. (2025). Multidimesional Poverty: A New Perspective on Measurement. *Journal of Development Studies*.
<https://doi.org/10.1080/00220388.2025.2530471>
- Kause, J., & Fithriyah, F. (2024). Analisis Determinan Kemiskinan Multidimensi di Indonesia. *Jurnal Riset Ilmu Ekonomi*, 4(2), 115–127.
<https://doi.org/10.23969/jrie.v4i2.98>
- Liu, Y., Xie, J., Ding, Y., Xu, J., Huang, D., Wang, Y., Chen, S., Hu, Q., Xu, L., & Yang, L. (2025). Dual-Functional Layer Engineering Unlocking Dendrite-Free and High-Performance Zinc Metal Anodes. *Advanced Functional Materials*, 35(32), 2424526.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1002/adfm.202424526>
- Nugroho, N. A., & Wijayanto, A. W. (2023). *Perbandingan Algoritma Machine Learning dalam Pengklasifikasian Tingkat Kemiskinan di Indonesia Tahun 2021*.
- Salam, A., Pratomo, D. S., & Saputra, P. M. A. (2022). Analisis kemiskinan pada rumah tangga di Jawa Timur melalui pendekatan multidimensi dan moneter. *Jurnal Kependudukan Indonesia*, 16(2), 127.
<https://doi.org/10.14203/jki.v16i2.480>
- Sarmadi, H., Rögnvaldsson, T., Carlsson, N. R., Ohlsson, M., Wahab, I., & Hall, O. (2023). *Towards Explaining Satellite Based Poverty Predictions with Convolutional Neural Networks*.
<https://doi.org/10.1109/DSAA60987.2023.10302541>
- Sarmadi, H., Wahab, I., Hall, O., Rögnvaldsson, T., & Ohlsson, M. (2024). Human bias and CNNs' superior insights in satellite-based poverty mapping. *Scientific Reports*, 14(1).
<https://doi.org/10.1038/s41598-024-74150-9>
- Solís-Salazar, M., & Madrigal-Sanabria, J. (2022). Una propuesta de aprendizaje automático para predecir la pobreza. *Revista Tecnología En Marcha*.
<https://api.semanticscholar.org/CorpusID:252649626>
- Zahrawati, F. (2020). *Pembebasan Jerat Feminisasi Kemiskinan* (Vol. 2, Issue 1).
- Zora, E., Purwanti, M., & Aji, K. P. (2025). *Paradoks Hukum Keimigrasian Indonesia: Posisi Korban Yang Terlibat Dalam Praktik Penyelundupan Manusia*.