

Analisis Faktor Pengaruh pada Prediksi Capaian Nilai Siswa Daerah *Rural-Urban* di Indonesia Timur menggunakan *Graph Neural Network-SHapley Additive exPlanations*

MICHAEL LUWI PALLEA, HASANUDDIN AL-HABIB*, IBNU FEBRY KURNIAWAN

Program Studi Sarjana Sains Data, Universitas Negeri Surabaya, Indonesia

Abstrak

Kualitas pendidikan di Indonesia masih belum merata, khususnya antara daerah *rural* (pedesaan) dan *urban* (perkotaan). Penelitian ini bertujuan memodelkan data Asesmen Nasional (AN) tahun 2024 khusus wilayah Indonesia Timur ke dalam struktur graf dan menganalisis perbedaan faktor yang memengaruhi prediksi capaian nilai siswa menggunakan *graph neural network* (GNN) dengan operator *GraphConv* dan *SHapley Additive exPlanations* (SHAP). Penelitian ini menggunakan sampel sebanyak 2.162 siswa, yang terdiri atas 1.329 siswa dari wilayah *rural* dan 833 siswa dari wilayah *urban*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa data berhasil direpresentasikan menjadi graf heterogen dengan 3.318 simpul dan 4.403 relasi. Model mencapai akurasi pengujian optimal sebesar 70,37%. Analisis SHAP mengungkap bahwa keputusan prediksi model didominasi oleh variabel institusi sekolah, diikuti oleh variabel sosial ekonomi. Kepadatan kelas (jumlah siswa per rombongan belajar (rombel)) menjadi penentu paling utama di kedua area dengan *mean absolut* (*mean |SHAP| rural* = 0,0671 dan *urban* = 0,0864). Meski demikian, terdapat perbedaan prioritas faktor dominan selanjutnya; di daerah *rural*, hambatan ekonomi (jumlah penerima Program Indonesia Pintar (PIP), *mean |SHAP|* = 0,0385) menjadi pendorong utama kedua. Sebaliknya, di daerah *urban*, skala institusi (jumlah peserta didik, *mean |SHAP|* = 0,0420) lebih mendominasi. Selain itu, terdapat pula pola arah pengaruh yang bertolak belakang pada variabel tertentu seperti jumlah peserta didik. Artinya, terdapat perbedaan dinamika faktor-faktor yang berpengaruh terhadap model GNN dalam memberikan hasil prediksi nilai siswa di daerah *rural* dan *urban*.

Kata Kunci *Asesmen Nasional; Graf Heterogen; Kesenjangan Pendidikan; Klasifikasi Simpul*

Abstract

Educational quality in Indonesia remains unevenly distributed, particularly between rural and urban areas. This study aims to model 2024 National Assessment (Asesmen Nasional/AN) data specifically from Eastern Indonesia as a graph structure and analyze differences in the factors influencing the prediction of student achievement using graph neural networks (GNN) with the GraphConv operator and SHapley Additive exPlanations (SHAP). This study used a sample of 2,162 students, consisting of 1,329 students from rural areas and 833 students from urban areas. The results show that the data were successfully represented as a heterogeneous graph comprising 3,318 nodes and 4,403 relations. The model achieved an optimal test accuracy of 70.37%. SHAP analysis revealed that the model's predictions were primarily driven by school-level institutional variables, followed by socioeconomic variables. Class density, measured by the number of students

*Corresponding author. Email: hasanuddinhabib@unesa.ac.id or ibnufebry@unesa.ac.id.

per class (rombongan belajar/rombel), was the most influential factor in both areas, with a mean absolute SHAP value of 0.0671 in rural areas and 0.0864 in urban areas. However, differences emerged in the subsequent ranking of influential factors. In rural areas, economic constraints, represented by the number of recipients of the Program Indonesia Pintar (PIP), constituted the second most influential factor (mean $|SHAP| = 0.0385$). In contrast, in urban areas, institutional scale, represented by the number of students, had a greater influence (mean $|SHAP| = 0.0420$). Furthermore, certain variables, such as the number of students, exhibited opposite patterns in the direction of their influence. These findings indicate that the factors influencing GNN-based predictions of student achievement differ in their relative importance and directional effects between rural and urban areas.

Keywords Educational Inequality; Heterogeneous Graph; National Assessment; Node Classification

1 Pendahuluan

Kualitas pendidikan Indonesia masih berada pada kualitas yang tidak baik, dikutip dari [Good-Stats \(2025\)](#), Indonesia berada pada peringkat 69 dari 80 negara pada *Programme for International Student Assessment (PISA)* 2022. *PISA* merupakan program yang menilai kemampuan membaca, matematika, dan sains siswa, dalam hal tersebut, kemampuan siswa Indonesia berada di bawah rata-rata negara *OECD* ([OECD, 2025](#)). Hal tersebut menunjukkan kualitas pendidikan Indonesia yang belum baik. Kualitas pendidikan bergantung pada berbagai aspek seperti kurikulum, kebijakan, fasilitas, biaya, adopsi teknologi, hingga kompetensi guru ([Napier, 2014](#)), ([Pramana Dkk., 2021](#)). Namun nyatanya, pendidikan yang berkualitas di Indonesia masih belum merata. Permasalahannya beragam, mulai dari kemiskinan, kesenjangan kualitas sekolah dan kompetensi guru, hingga kesenjangan infrastruktur antardaerah ([Kompas, 2024](#)).

Apabila ditinjau dari kesenjangan antara daerah, pedesaan (*rural*) dan perkotaan (*urban*) kesenjangan terlihat dalam berbagai indikator, mulai dari pendanaan, distribusi sumber daya, hingga kualitas guru dan siswa ([Miao Dkk., 2025](#)). Guru di area *urban* cenderung lebih leluasa dalam menyajikan pengajaran berkualitas berkat kemudahan akses terhadap sumber daya ajar ([Baharuddin dan Burhan, 2025](#)). Selain faktor teknis, ketimpangan juga terlihat dari sisi sosiokultural. Jika masyarakat *urban* memandang pendidikan sebagai instrumen mobilitas karier dan ekonomi yang jelas; sebaliknya, masyarakat *rural* meskipun menyadari nilai berharga pendidikan sering kali terhambat oleh kendala akses fisik, minimnya sumber daya, dan keterbatasan ekonomi ([At-tamimy dan Eloy, 2025](#)).

Meskipun studi tentang kesenjangan kualitas pendidikan pada daerah *rural* dan *urban* telah banyak dikaji, penelitian-penelitian tersebut hanya sampai pada penjelasan adanya kesenjangan dari segi faktor pendukung pendidikan dan adanya perbedaan capaian nilai di kedua area. Secara umum, telah ada penelitian yang mengkaji tentang faktor-faktor pengaruh terhadap capaian nilai seperti yang dilakukan oleh [Wirda Dkk. \(2020\)](#), namun penelitian tersebut tidak menganalisis apakah ada perbedaan faktor pengaruh capaian siswa di area *urban-rural* Indonesia.

Berdasarkan uraian tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah: (1) bagaimana data Asesmen Nasional (AN) dapat direpresentasikan dalam bentuk graf heterogen untuk memprediksi capaian nilai siswa menggunakan *graph neural network (GNN)*; (2) faktor-faktor apa yang paling berkontribusi terhadap prediksi capaian nilai siswa pada wilayah *rural* dan *urban* berdasarkan analisis *SHapley Additive exPlanations (SHAP)*; dan (3) apakah terdapat perbedaan tingkat kepentingan serta arah kontribusi faktor-faktor tersebut terhadap prediksi capaian

nilai siswa antara wilayah *rural* dan *urban*.

Sejalan dengan rumusan masalah tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merepresentasikan data Asesmen Nasional sebagai graf heterogen yang menghubungkan entitas siswa, sekolah, wilayah, dan karakteristik orang tua; membangun model *GNN* untuk mengklasifikasikan capaian nilai siswa ke dalam kategori rendah, cukup, dan tinggi; mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berkontribusi terhadap prediksi model pada wilayah *rural* dan *urban* menggunakan *SHAP*; serta menganalisis perbedaan tingkat kepentingan dan arah kontribusi faktor-faktor tersebut antara kedua wilayah.

Kontribusi penelitian ini terdiri atas tiga hal. Pertama, penelitian ini menyajikan pemodelan data Asesmen Nasional dalam bentuk graf heterogen yang mengintegrasikan informasi siswa, sekolah, wilayah, dan karakteristik orang tua untuk mendukung tugas klasifikasi capaian nilai siswa menggunakan *GNN*. Kedua, penelitian ini mengintegrasikan *SHAP* untuk menjelaskan kontribusi faktor terhadap prediksi *GNN* secara terpisah pada kelompok siswa di wilayah *rural* dan *urban*. Ketiga, penelitian ini memberikan bukti empiris mengenai adanya perbedaan struktur kontribusi faktor prediktif antarkonteks wilayah, sehingga hasil interpretasi model dapat menjadi masukan untuk memahami kebutuhan dan tantangan pendidikan yang berbeda pada wilayah *rural* dan *urban*.

Sumber data utama dalam penelitian ini adalah Asesmen Nasional (AN) yang memberikan potret komprehensif mutu pendidikan melalui instrumen Asesmen Kompetensi Minimum (AKM), Survei Karakter, dan Survei Lingkungan Belajar. Variabel-variabel multidimensi yang terekam dalam data AN inilah yang kemudian dimodelkan ke dalam struktur graf. Graf adalah struktur data *non-linear* yang terdiri dari simpul (*node*) yang dihubungkan oleh garis/relasi (*edge*). Dalam hal ini, faktor-faktor (variabel) yang ada pada data AN, digunakan sebagai simpul yang saling terhubung. Pendekatan ini digunakan karena kekuatan dari data relasional/graf adalah memungkinkan memberikan metode baru untuk menganalisis data, dan memprediksi sifat-sifat baru berdasarkan keterhubungan dalam graf, yang tidak dimiliki oleh data tabular biasa. Karena, pada umumnya data tabular masih memiliki hubungan yang belum tereksplorasi ([Broadwater dan Stillman, 2025](#)).

2 Tinjauan Pustaka

2.1 Pengaruh Karakteristik Wilayah terhadap Capaian Akademik Siswa

Perbedaan fundamental antara wilayah *rural* (pedesaan) dan *urban* (perkotaan) pada dasarnya berakar pada kepadatan penduduk serta karakteristik aktivitas ekonominya. Kepadatan penduduk di area perkotaan umumnya terkonsentrasi pada lahan yang terbatas dengan pusat ekonomi yang digerakkan oleh sektor industri. Sebaliknya, wilayah pedesaan memiliki rasio penduduk terhadap lahan yang lebih kecil dengan fokus ekonomi utama pada sektor pertanian. Variasi demografis dan ekonomi ini pada akhirnya membentuk dinamika interaksi sosial yang khas ([The Editors of Encyclopaedia Britannica, 2024](#)), yang turut memberikan dampak signifikan terhadap ekosistem pendidikan di masing-masing wilayah ([Wood, 2023](#)).

Dampak dari perbedaan karakteristik geografis dan demografis ini terbukti lebih kompleks dari sekadar masalah ketersediaan fasilitas fisik. Sebuah studi empiris oleh [HAN \(2024\)](#) yang menggunakan data panel pendidikan berskala besar menemukan bahwa faktor kewilayahan (*school district*) bertindak sebagai variabel moderator yang secara signifikan memengaruhi ekspektasi pendidikan siswa. Sebagai contoh, pengaruh dari lingkungan sosial seperti keberadaan teman sebaya yang putus sekolah memberikan bobot dampak yang berbeda antara siswa di

wilayah *urban* dan *rural*. Hal ini menegaskan bahwa siswa yang berdomisili di lingkungan yang berbeda akan menghadapi kombinasi faktor pendorong maupun penghambat yang berbeda pula.

Kondisi lingkungan yang beragam ini pada akhirnya bermuara pada capaian siswa. Dalam konteks pendidikan yang pada hakikatnya merupakan proses pemerolehan keterampilan, pengetahuan, nilai, serta sikap (Doharey Dkk., 2023), keberhasilan sebuah pembelajaran perlu diukur menggunakan indikator yang objektif. Skor tes (*test score*) atau capaian nilai akademik sering kali dijadikan instrumen krusial dan metrik kuantitatif utama untuk menilai sejauh mana pengetahuan serta keterampilan kognitif telah berhasil diserap oleh siswa (Sheposh, 2025).

Namun, capaian nilai ini bukanlah sebuah entitas yang berdiri sendiri. Mengacu pada kerangka kerja produktivitas pendidikan dari *Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD)* yang digagas oleh Schreyer (2010), sebuah sistem pendidikan memiliki elemen *inputs* (sumber daya seperti tenaga pengajar dan fasilitas) yang memengaruhi proses untuk menghasilkan *outputs* (pembelajaran), yang bermuara pada *outcomes* (hasil akhir). Capaian akademik merupakan salah satu bentuk hasil langsung (*direct outcome*). Kerangka tersebut juga menegaskan bahwa faktor lingkungan (*environmental factors*) dan latar belakang sosial ekonomi bertindak sebagai variabel eksternal yang sangat krusial.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa capaian nilai siswa sebagai objek ukur evaluasi tidak hanya dipengaruhi oleh kapasitas internal siswa itu sendiri, melainkan sangat bergantung pada ekosistem di sekitarnya. Status wilayah *rural* maupun *urban* tidak sekadar menunjukkan lokasi geografis, melainkan representasi dari variabel lingkungan makro yang menentukan kualitas *input*, membentuk proses interaksi sosial, dan pada akhirnya menciptakan variasi pada capaian pendidikan siswa.

2.2 Graf

Graph (graf) dapat dipandang sebagai gambar atau diagram yang terdiri dari kumpulan *node* (simpul) bersama dengan *edge* (garis/relasi) yang menghubungkan pasangan tertentu dari simpul-simpul yang ada. Sebuah graf G dapat direpresentasikan sebagai pasangan terurut yang terdiri atas himpunan simpul V (*vertices*) dan himpunan sisi E (*edges*) (Clark dan Holton, 1991), yang didefinisikan sebagai

$$G = (V, E), \quad (1)$$

dengan V ialah himpunan simpul pada graf yang didefinisikan sebagai

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_{|V|}\}, \quad (2)$$

dengan $|V|$ menyatakan jumlah seluruh simpul dalam graf (kardinalitas himpunan V) dan v_i menyatakan simpul ke- i , untuk $i = 1, 2, \dots, |V|$. Sementara itu, E merupakan himpunan sisi yang merepresentasikan hubungan antarsimpul. Setiap sisi $e_{i,j} \in E$ menunjukkan hubungan antara simpul v_i dan simpul v_j , yang dapat dituliskan sebagai

$$E = \{e_{i,j} \mid v_i, v_j \in V\}. \quad (3)$$

Graf terdiri dari dua jenis jika dibedakan berdasarkan ada atau tidaknya arah dari relasi yang menghubungkan simpul-simpul yakni *directed graph* (graf terarah) dan *undirected graph* (graf tanpa arah). Simpul-simpul yang memiliki relasi tak berarah, memiliki hubungan bolak-balik. Sedangkan simpul-simpul dengan relasi terarah hanya menggambarkan adanya relasi dari simpul awal ke simpul target tapi tidak sebaliknya (Negro, 2021). Simpul-simpul yang ada pada graf dapat terdiri dari satu jenis simpul yang sama, disebut *homogeneous graph* (graf homogen) dan

dapat memiliki lebih dari satu jenis simpul atau disebut *heterogeneous graph* (graf heterogen). Representasi matematis yang menggambarkan keterhubungan antarsimpul dalam graf adalah *adjacency matrix* (A) (matriks ketetanggaan) berukuran $n \times n$. Sebuah graf G dengan jumlah simpul sebanyak n dapat direpresentasikan dalam bentuk matriks ketetanggaan berukuran $n \times n$, yang dituliskan seperti pada persamaan 4

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

dengan A merupakan matriks ketetanggaan yang setiap elemennya a_{ij} merepresentasikan keberadaan hubungan antara simpul v_i dan simpul v_j . Nilai $a_{ij} = 1$ menunjukkan bahwa terdapat sisi yang menghubungkan simpul v_i dan v_j , sedangkan $a_{ij} = 0$ menunjukkan tidak terdapat hubungan antara kedua simpul tersebut (Singh dan Sharma, 2012). Khusus pada graf tak berarah (*undirected graph*), hubungan antara dua simpul bersifat dua arah, sehingga elemen matriks ketetanggaan memenuhi kondisi $a_{ij} = a_{ji}$ untuk setiap pasangan simpul v_i dan v_j . Dengan demikian, matriks ketetanggaan yang terbentuk memiliki sifat simetris terhadap diagonal utama.

Graf pada Gambar 1 merupakan contoh graf tak berarah (*undirected graph*) di mana secara

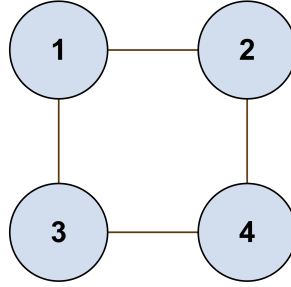


Figure 1: *Graph* dengan $G = V_1 = 1, V_2 = 2, V_3 = 3, V_4 = 4$ ((Singh dan Sharma, 2012)).

matematis, matriks ketetanggaannya dituliskan pada persamaan 5

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

dengan baris dan kolom matriks A secara berurutan merepresentasikan simpul v_1, v_2, v_3 , dan v_4 . Elemen bernilai 1 menunjukkan adanya sisi yang menghubungkan dua simpul, sedangkan nilai 0 menunjukkan tidak adanya sisi. Sebagai contoh, baris pertama $[0, 1, 1, 0]$ menunjukkan bahwa simpul v_1 terhubung dengan v_2 dan v_3 , tetapi tidak dengan dirinya sendiri maupun v_4 . Secara keseluruhan, matriks ini merepresentasikan empat sisi, yaitu pasangan simpul (v_1, v_2) , (v_1, v_3) , (v_2, v_4) , dan (v_3, v_4) . Matriks bersifat simetris karena graf tidak berarah, sedangkan seluruh elemen diagonal utama bernilai 0 karena tidak terdapat sisi yang menghubungkan simpul dengan dirinya sendiri (*self-loop*).

2.3 Konstruksi Data Tabular ke Data Graf

Data umumnya tidak langsung tersedia dalam bentuk graf, melainkan lebih sering ditemukan dalam format tabular standar atau data yang terorganisir dalam baris dan kolom, sebagaimana data Asesmen Nasional (AN) yang akan digunakan dalam penelitian ini. Meskipun format tabular ini lazim digunakan, [Liu Dkk. \(2023\)](#) menyoroti bahwa data tersebut sebenarnya menyimpan kekayaan makna semantik (*rich semantic information*) yang sering kali belum tergali sepenuhnya. Tantangan utamanya adalah format tabel cenderung menyamarkan hubungan antareleman di dalamnya, misalnya sulitnya melacak koneksi atau relasi antarindividu dalam suatu *dataset* ([Broadwater dan Stillman, 2025](#)). Oleh karena itu, pendekatan berbasis graf hadir sebagai solusi untuk mengubah informasi yang semula samar (implisit) menjadi hubungan yang tegas (eksplisit), sehingga memungkinkan analisis interaksi antarentitas secara jauh lebih mendalam.

Dalam mentransformasi data tabular menjadi data graf, [Li Dkk. \(2024\)](#) menguraikan alur kerja sistematis yang terdiri dari beberapa tahap kunci. Tahap fundamental pertama adalah formulasi graf (*graph formulation*), yang menentukan bagaimana elemen tabular (baris dan kolom) direpresentasikan sebagai simpul (*node*). Pilihan formulasi ini secara langsung menentukan jenis graf yang akan dihasilkan: merepresentasikan data baris saja akan menghasilkan graf homogen berbasis instans (*instance graph*), menggunakan fitur kolom saja akan menghasilkan graf homogen berbasis fitur (*feature graph*), sedangkan penggunaan kombinasi keduanya akan menghasilkan graf heterogen.

Setelah formulasi, tahap selanjutnya adalah konstruksi graf (*graph construction*). Tahap ini bertujuan untuk membangun relasi antarsimpul yang telah didefinisikan dari data, sehingga membentuk struktur graf final. Struktur ini kemudian dilanjutkan pada tahap representasi graf untuk tujuan pelatihan model menggunakan *graph neural network* (*GNN*). Sebagaimana yang diterangkan oleh [Li Dkk. \(2024\)](#), *GNN* memiliki keunggulan dalam menangkap keterhubungan struktural di dalam data. Konsep transformasi data tabular menjadi graf ini menjadi landasan utama dalam penelitian ini. Data AN akan dipetakan ke dalam sebuah graf heterogen yang memuat berbagai jenis simpul seperti siswa, karakteristik orang tua, sekolah, dan wilayah yang seluruhnya saling terhubung. Contoh variabel-variabel yang terkandung dalam tiap-tiap simpul tersebut dapat dilihat pada Tabel 1. Struktur graf inilah yang selanjutnya akan digunakan sebagai *input* pada model *GNN* untuk menganalisis capaian nilai siswa.

2.4 Graph Neural Network (GNN)

Graph neural network (*GNN*) merupakan arsitektur *deep learning* yang dirancang khusus untuk memproses data berstruktur graf dengan memperbarui representasi simpul (*node embedding*) melalui mekanisme *neural message passing* ([Prince, 2023; Hamilton, 2020](#)). Konsep utama *GNN* adalah memperoleh fitur yang informatif dengan mengagregasi informasi dari simpul target dan simpul-simpul tetangganya secara iteratif. Pembaruan representasi simpul u pada lapisan (*layer*) ke- $(k + 1)$ secara umum direpresentasikan melalui operasi *neural network* berikut

$$h_u^{(k+1)} = \sigma \left(W_{\text{self}}^{(k)} h_u^{(k)} + W_{\text{neigh}}^{(k)} \sum_{v \in \mathcal{N}(u)} h_v^{(k)} + b^{(k)} \right), \quad (6)$$

dengan W_{self} dan W_{neigh} adalah bobot (*weight*), b adalah bias, dan σ adalah fungsi aktivasi serta h adalah representasi terbaru dari sebuah simpul di tiap lapisan k dengan u adalah simpul target (simpul yang diperbarui) dan v adalah simpul tetangga dari u . Semakin banyak

lapisan yang digunakan, simpul dapat menangkap informasi dari tetangga yang letaknya lebih jauh secara *multi-hop* (Broadwater dan Stillman, 2025). Salah satu varian *GNN* yang paling populer adalah *graph convolutional network* (*GCN*) yang diperkenalkan oleh Kipf (2016). *GCN* memitigasi ketidakstabilan numerik akibat variasi derajat simpul dengan mengimplementasikan mekanisme *neighborhood normalization*. Model *GCN* telah terbukti efektif dalam memodelkan struktur relasional yang kompleks, termasuk keberhasilannya saat diimplementasikan pada analisis data pendidikan (Trask Dkk., 2024; Wu, 2025).

2.5 Operator *GraphConv*

Sebagaimana dijelaskan pada bagian sebelumnya, model *graph convolutional network* (*GCN*) telah diterapkan pada data graf pendidikan (Wu, 2025). Model *GCN* yang diperkenalkan oleh Kipf (2016) diimplementasikan dalam *PyTorch Geometric* melalui operator *GCNConv*, yang secara bawaan menggunakan normalisasi ketetanggaan simetris. Namun, operator ini tidak secara langsung mendukung masukan bipartit, yaitu pasangan fitur simpul sumber dan simpul tujuan yang dapat memiliki dimensi berbeda. Keterbatasan tersebut menjadi pertimbangan ketika memodelkan relasi antartipe simpul pada graf heterogen.

Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan operator *GraphConv* yang merujuk pada pendekatan Morris Dkk. (2021) untuk tugas klasifikasi simpul secara *semi-supervised*. Operator ini menerapkan transformasi terpisah pada fitur simpul target dan agregasi fitur tetangganya sebelum menjumlahkan kedua hasil tersebut. Untuk agregasi penjumlahan dengan bobot sisi bernilai satu dan dengan mengabaikan suku bias agar notasi lebih ringkas, pembaruan fitur dinyatakan sebagai

$$x_i^{(k+1)} = W_{\text{self}}^{(k)} x_i^{(k)} + W_{\text{neigh}}^{(k)} \sum_{j \in \mathcal{N}(i)} x_j^{(k)}, \quad (7)$$

dengan $x_i^{(k)}$ dan $x_i^{(k+1)}$ masing-masing menyatakan vektor fitur simpul target i pada lapisan ke- k dan ke- $(k+1)$. Matriks $W_{\text{self}}^{(k)}$ dan $W_{\text{neigh}}^{(k)}$ merupakan bobot yang dipelajari untuk mentransformasikan fitur simpul target dan agregasi fitur tetangganya. Himpunan $\mathcal{N}(i)$ berisi simpul-simpul tetangga yang mengirimkan pesan kepada simpul i , sedangkan $x_j^{(k)}$ menyatakan vektor fitur simpul tetangga j pada lapisan ke- k . Dengan demikian, representasi baru simpul menggabungkan informasi dari karakteristiknya sendiri dan lingkungan ketetanggaannya.

2.6 *SHapley Additive exPlanations* (*SHAP*)

Explainable artificial intelligence (*XAI*) berperan dalam meningkatkan transparansi model dengan menjelaskan kontribusi fitur terhadap prediksi yang dihasilkan (Adadi dan Berrada, 2018). Salah satu metode dalam kerangka ini adalah *SHapley Additive exPlanations* (*SHAP*), yang diperkenalkan oleh Lundberg dan Lee (2017) dan berlandaskan nilai Shapley dalam teori permainan kooperatif (Shapley Dkk., 1953). Dalam konteks pembelajaran mesin, fitur dipandang sebagai pemain yang berkontribusi terhadap keluaran model. Nilai *SHAP* suatu fitur dihitung berdasarkan rata-rata tertimbang kontribusi marginalnya pada berbagai kombinasi fitur, sehingga prediksi individu dapat dijelaskan sebagai penjumlahan nilai dasar (*base value*) dan kontribusi masing-masing fitur (Lundberg dan Lee, 2017). Untuk sampel x , nilai *SHAP* fitur j dinyatakan sebagai

$$\phi_j(x) = \sum_{S \subseteq F \setminus \{j\}} \frac{|S|! (|F| - |S| - 1)!}{|F|!} [f_x(S \cup \{j\}) - f_x(S)], \quad (8)$$

dengan F adalah himpunan seluruh fitur, S adalah himpunan bagian fitur yang tidak mencakup fitur j , dan $|S|$ serta $|F|$ menyatakan jumlah anggota masing-masing himpunan. Fungsi $f_x(S)$ menyatakan nilai keluaran model berdasarkan informasi fitur dalam koalisi S untuk sampel x , sedangkan selisih $f_x(S \cup \{j\}) - f_x(S)$ merupakan kontribusi marginal fitur j . Nilai $\phi_j(x)$ yang positif menunjukkan kontribusi yang meningkatkan keluaran model untuk kelas yang dijelaskan, sedangkan nilai negatif menunjukkan kontribusi yang menurunkannya.

Interpretasi *SHAP* dapat dilakukan secara lokal untuk menjelaskan prediksi satu sampel maupun secara global untuk mengidentifikasi fitur dominan pada sekumpulan sampel (Ponce-Bobadilla Dkk., 2024). Kepentingan fitur global diukur melalui rata-rata nilai absolut *SHAP* ($\text{mean } |SHAP|$), sehingga kontribusi positif dan negatif tidak saling meniadakan ketika diagregasi (Molnar, 2025), yang dirumuskan sebagai

$$I_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\phi_{ij}|, \quad (9)$$

dengan I_j adalah tingkat kepentingan global fitur j , n adalah jumlah sampel yang dianalisis, dan $\phi_{ij} = \phi_j(x_i)$ merupakan nilai *SHAP* fitur j pada sampel ke- i untuk keluaran kelas yang dianalisis. Dalam penelitian ini, analisis difokuskan pada fitur simpul untuk menjelaskan faktor-faktor yang berkontribusi terhadap prediksi capaian nilai siswa oleh *GNN*, kemudian diagregasi secara terpisah pada kelompok *rural* dan *urban*. Fitur dengan nilai *mean* absolut *SHAP* yang lebih besar memiliki kontribusi prediktif yang lebih dominan pada kelompok tersebut, sedangkan visualisasi *beeswarm* digunakan untuk menelaah sebaran dan arah kontribusinya. Dengan demikian, perbandingan kedua wilayah mencakup tingkat kepentingan fitur sekaligus perbedaan arah kontribusi terhadap prediksi model.

3 Metode

Penelitian ini menggunakan *dataset* hasil Asesmen Nasional (AN) tahun 2024 tingkat SMA sederajat yang difokuskan pada wilayah Indonesia Timur. Setelah melalui tahap pembersihan, data akhir melibatkan 2.162 siswa, yang terdiri dari 1.329 siswa di area *rural* dan 833 siswa di area *urban*. Variabel target pada penelitian ini berasal dari agregasi nilai rata-rata domain literasi dan numerasi, yang kemudian dikonversi menjadi tiga kelas kategorikal, yaitu capaian rendah, cukup, dan tinggi. Sementara itu, variabel independen yang digunakan mencakup dimensi multidisiplin, mulai dari profil kewilayahan, profil institusi sekolah seperti jumlah peserta didik dan ketersediaan fasilitas, hingga latar belakang sosial ekonomi siswa seperti pendidikan orang tua dan ketersediaan fasilitas belajar di rumah. Sebelum dimasukkan ke dalam model, data tabular AN melewati tahapan prapemrosesan, di mana fitur kategorikal diproses menggunakan *ordinal encoding* untuk data bertingkat dan *one-hot encoding* untuk data nominal. Contoh data AN dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Data tersebut kemudian ditransformasikan menjadi graf heterogen tak berarah (*undirected heterogeneous graph*). Dalam proses pembentukan graf ini, variabel-variabel dari data AN dipetakan secara spesifik; entitas seperti siswa, sekolah, wilayah, dan karakteristik orang tua dibentuk sebagai simpul (*node*), sedangkan informasi detailnya diekstrak menjadi atribut (*feature*) yang menempel pada masing-masing simpul tersebut. Skema pembentukan graf sesuai dengan jenis entitas dapat dilihat pada Gambar 2.

Graf yang terbentuk terdiri dari 3.318 simpul dan 4.403 relasi. Contoh graf yang terbentuk dapat dilihat pada Gambar 3.

Table 1: Sampel Data AN setelah Tahap Prapemrosesan

kd_ siswa	kd_ sekolah	Pend Ayah	Buku Fiksi	Internet Ada	Kuri 2013	Wil_ Rural	Gender P	kelas_ nilai
73210	495028	3	2	0	1	1	0	Rendah
23482	359204	4	4	1	1	1	1	Cukup
34934	345059	5	3	1	0	0	1	Tinggi
37820	359204	2	1	0	1	1	0	Rendah
34590	349230	4	4	1	0	0	0	Cukup
92038	359204	6	5	1	0	1	1	Tinggi

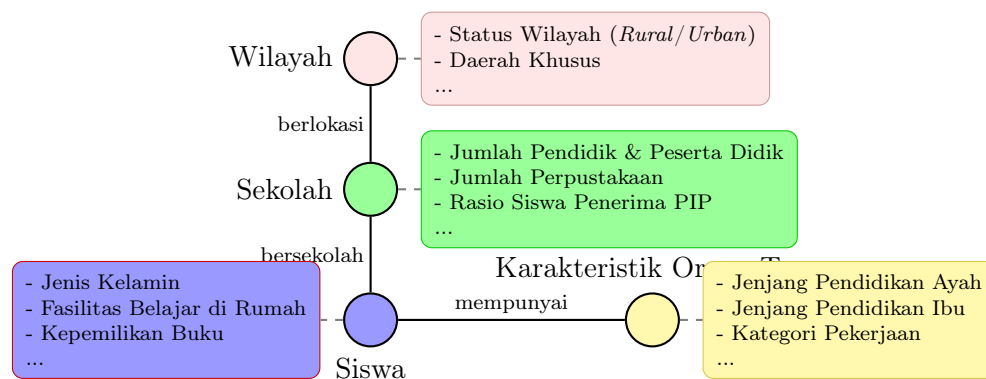


Figure 2: Skema Arsitektur Hubungan Antarsimpul beserta Atribut pada Pemodelan Graf.

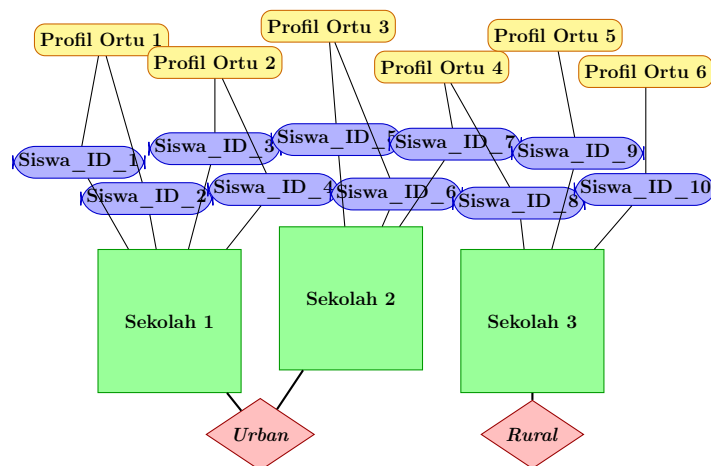


Figure 3: Visualisasi Sampel Relasi Graf Heterogen.

Adapun hasil graf yang terbentuk beserta dengan masing-masing jumlah fitur entitas adalah seperti pada Tabel 2.

Table 2: Jumlah Masing-Masing Simpul beserta dengan Jumlah Fiturnya

Jenis Simpul	Jumlah Simpul	Jumlah Fitur (x)	Target Label (y)
Siswa	2162	29	2162
Sekolah	79	17	-
Wilayah	5	6	-
Karakteristik_Ortu	1072	31	-

Hasil graf yang terbentuk tersebut dikonversi ke dalam format data objek tensor menggunakan *PyTorch Geometric (PyG)*. Konversi ini memisahkan matriks fitur simpul X dan indeks relasi konektivitas A agar struktur relasional tersebut dapat diproses secara komputasional oleh algoritma. Data format tersebut akan diproses oleh model dan akan melalui proses pelatihan data dengan skema *transductive learning*.

Transductive learning merupakan skenario pembelajaran di mana simpul latih, validasi, dan uji berada dalam satu graf yang sama, sehingga fitur dan konektivitas seluruh simpul tetap dapat dimanfaatkan dalam proses agregasi informasi (Leskovec, 2021). Pemisahan peran simpul dilakukan melalui *node masking*, yaitu pemberian penanda untuk menentukan simpul yang digunakan pada tahap pelatihan, validasi, atau pengujian tanpa memutus struktur graf. Dalam skema *semi-supervised learning*, perhitungan fungsi kerugian (*loss*) pelatihan hanya melibatkan simpul berlabel yang termasuk dalam *training mask* (Zhou Dkk., 2020). Dengan demikian, model dapat memanfaatkan informasi struktural seluruh graf, tetapi label validasi dan uji tidak digunakan dalam pembaruan bobot model.

Berdasarkan skema tersebut, penelitian ini menerapkan *transductive learning* dengan membagi populasi simpul siswa menjadi 60% data latih, 20% data validasi, dan 20% data uji melalui *node masking*. Pembagian dilakukan secara terstratifikasi berdasarkan label kelas (*stratified splitting*), dengan mengacak indeks simpul pada setiap kelas menggunakan *random seed* 42, kemudian menentukan alokasi latih, validasi, dan uji secara terpisah untuk masing-masing kelas. Prosedur ini bertujuan menjaga keterwakilan kelas sesuai distribusi awal. Pemerataan distribusi label dalam pembagian data mengacu pada proporsi setiap kelas yang relatif konsisten antara kelompok latih, validasi, dan uji, bukan pada jumlah simpul yang sama untuk semua kelas. Dengan demikian, keterwakilan kelas dapat terjaga pada ketiga kelompok, sementara ketidakseimbangan jumlah simpul antarkelas tetap ada dan ditangani dalam proses pelatihan menggunakan *focal loss*. Ketiga kelompok simpul tetap berada dalam satu graf yang sama dan diproses menggunakan model *graph neural network (GNN)* yang terdiri dari empat lapisan konvolusi berbasis operator *GraphConv*. Lapisan-lapisan tersebut secara bertahap mereduksi dimensi fitur masukan hingga menghasilkan 3 saluran prediksi pada lapisan keluaran. Sesuai dengan mekanisme *masking* yang telah dijelaskan, fungsi kerugian pelatihan dihitung hanya pada simpul dalam *training mask*. Fungsi kerugian yang digunakan adalah *focal loss* dengan parameter fokus $\gamma = 2.0$ untuk menangani ketidakseimbangan kelas, sedangkan pembaruan bobot model dilakukan menggunakan algoritma Adam dengan laju pembelajaran 0,005 selama 500 *epoch*.

4 Hasil dan Pembahasan

Pelatihan model dilakukan selama 500 *epoch*. Performa terbaik model diperoleh pada *epoch* 150 dengan *test accuracy* sebesar 70,37% dan *train loss* 0.2699. Setelah melewati *epoch* tersebut, peningkatan performa pada data latih tidak lagi diikuti oleh peningkatan pada data uji. Pada *epoch* 500, *train accuracy* meningkat menjadi 72,77% dan *train loss* menurun menjadi 0.1792, namun *test accuracy* justru menurun menjadi 61,57%. Hal ini menunjukkan bahwa model mencapai performa optimal pada fase tengah pelatihan.

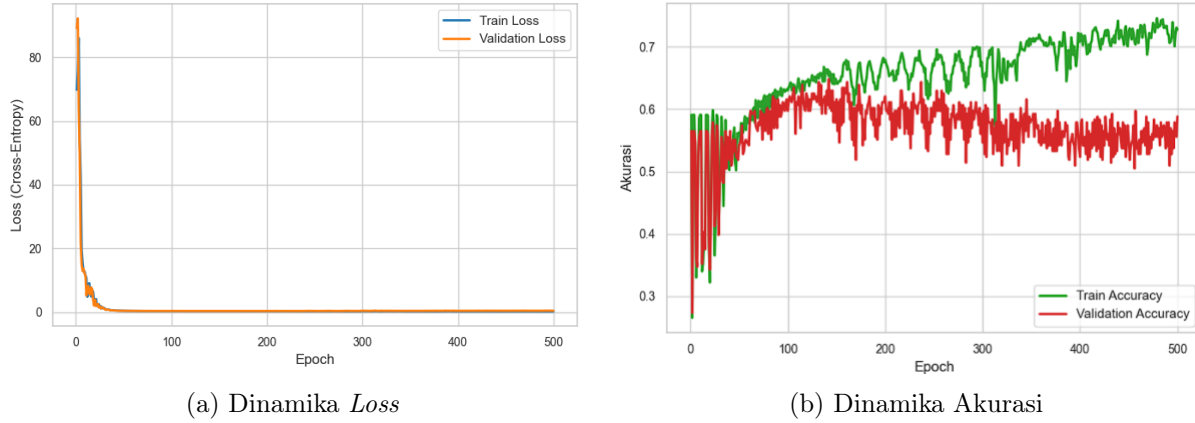


Figure 4: Dinamika *Loss* (a) dan Akurasi (b) selama 500 *Epoch*.

Hasil konstruksi data menghasilkan graf dengan 3.318 simpul dan 4.403 relasi, yang menunjukkan bahwa data tabular berhasil direpresentasikan ke dalam bentuk hubungan antareleman yang saling terhubung. Model *graph neural network* yang dibangun mampu mencapai akurasi pengujian optimal sebesar 70,37%, sehingga dapat dikatakan model memiliki kemampuan prediksi yang cukup baik dalam mengklasifikasikan capaian nilai siswa. Berdasarkan evaluasi eksplanabilitas menggunakan *SHAP*, variabel pada tingkat institusi sekolah menjadi faktor yang paling dominan dalam keputusan prediksi model, kemudian disusul oleh variabel sosial ekonomi. Di antara seluruh variabel, kepadatan kelas yang diukur melalui jumlah siswa per rombongan menjadi faktor paling penting pada kedua wilayah, dengan nilai *mean SHAP* sebesar 0,0671 pada *rural* dan 0,0864 pada *urban*. Temuan ini menunjukkan bahwa jumlah siswa dalam satu rombongan memiliki peran kuat dalam membentuk prediksi model terhadap capaian siswa di kedua konteks wilayah tersebut.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengaruh faktor-faktor pendidikan tidak bersifat seragam antara wilayah *rural* dan *urban*. Pada wilayah *rural*, selain kepadatan kelas, hambatan ekonomi yang tercermin dari jumlah siswa PIP menjadi faktor penting kedua yang memengaruhi prediksi model. Hal ini mengindikasikan bahwa kondisi ekonomi masih memiliki peran besar dalam membentuk capaian siswa di wilayah pedesaan, sehingga variabel sosial ekonomi menjadi bagian penting dalam interpretasi prediksi model. Sebaliknya, pada wilayah *urban*, faktor yang lebih dominan setelah kepadatan kelas adalah skala institusi yang diukur melalui jumlah peserta didik. Ini menunjukkan bahwa pada konteks perkotaan, dinamika lembaga pendidikan lebih menonjol dibandingkan hambatan ekonomi sebagaimana yang lebih terlihat pada wilayah *rural*. Dengan demikian, perbedaan faktor dominan ini memperlihatkan bahwa struktur pengaruh variabel pendidikan sangat dipengaruhi oleh karakteristik geografis wilayah.

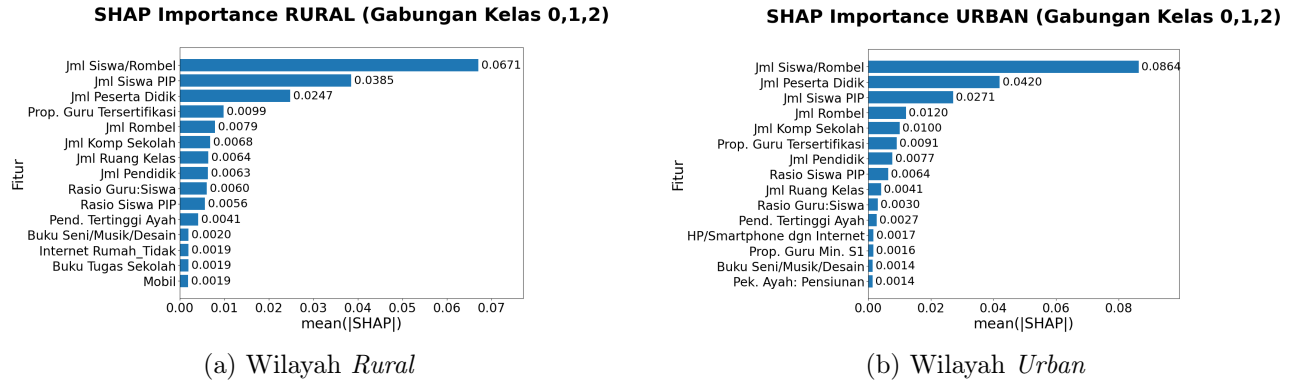


Figure 5: Peringkat Kepentingan Fitur *SHAP* Global pada Wilayah *Rural* dan *Urban* (Gabungan Kelas 1 (Rendah), 2 (Cukup), 3 (Tinggi)).

Selain perbedaan faktor utama, penelitian ini juga menemukan perbedaan arah pengaruh yang kontras antara *rural* dan *urban*. Hal ini dibuktikan secara visual melalui plot *beeswarm* distribusi nilai *SHAP*. Contohnya, pada plot distribusi probabilitas kelas rendah di wilayah *rural* pada Gambar 6a, titik-titik bernilai tinggi (warna merah) pada variabel jumlah peserta didik dominan berada di sisi positif. Hal ini menunjukkan bahwa tingginya jumlah peserta didik di wilayah *rural* justru mendorong probabilitas model memprediksi siswa ke kelas rendah. Sebaliknya, pada wilayah *urban* pada Gambar 6b, titik-titik bernilai tinggi pada faktor yang sama justru berkumpul di sisi negatif, yang berarti berperan menahan probabilitas siswa masuk ke kelas rendah. Perbedaan arah pengaruh ini menegaskan bahwa satu variabel yang sama dapat memiliki makna yang berbeda tergantung pada konteks wilayahnya. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa ekosistem kewilayahan menciptakan dinamika pengaruh variabel yang berbeda secara struktural. Oleh karena itu, penggunaan model *GNN* yang dipadukan dengan *SHAP* tidak hanya mampu memberikan prediksi, tetapi juga membantu mengungkap perbedaan faktor yang bekerja pada masing-masing wilayah. Temuan ini mendukung gagasan bahwa intervensi pendidikan sebaiknya tidak diperlakukan secara seragam, melainkan disesuaikan dengan tantangan spesifik *rural* dan *urban*.

5 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, pemodelan data Asesmen Nasional (AN) ke dalam bentuk graf heterogen telah berhasil menghubungkan 2.162 data observasi siswa menjadi 3.318 simpul dan 4.403 relasi. Model *graph neural network* (*GNN*) yang dibangun menunjukkan performa yang cukup baik dengan mencapai tingkat akurasi pengujian (*test accuracy*) optimal sebesar 70,37% pada *epoch* 150. Hasil analisis penjelasan model menggunakan *SHapley Additive exPlanations* (*SHAP*) menyimpulkan secara kuantitatif bahwa kepadatan kelas (jumlah siswa per rombel) adalah faktor prediktif paling dominan di kedua wilayah, dengan nilai rata-rata absolut (*mean |SHAP|*) sebesar 0,0671 di daerah *rural* dan 0,0864 di daerah *urban*. Di luar kesamaan tersebut, terdapat perbedaan kuantitatif pada prioritas faktor dominan berikutnya. Pada daerah *rural*, kerentanan ekonomi (jumlah siswa PIP) menjadi faktor penentu kedua dengan kontribusi *mean |SHAP|* sebesar 0,0385. Sebaliknya, pada daerah *urban*, skala ukuran institusi sekolah (jumlah peserta didik) menempati posisi kedua dengan nilai *mean |SHAP|* sebesar 0,0420, sementara

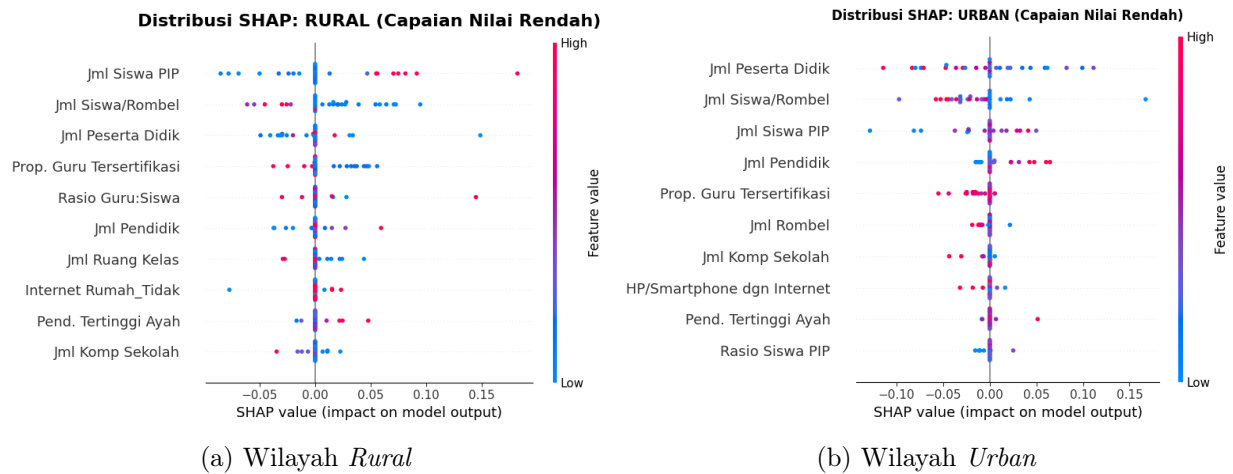


Figure 6: Plot *Beeswarm* pada Wilayah Rural pada kelas rendah.

jumlah siswa PIP bergeser ke urutan ketiga dengan skor 0,0271. Secara keseluruhan, model secara kuantitatif membuktikan bahwa variabel pada tingkat institusi sekolah dan status sosial ekonomi memberikan pengaruh prediktif terbesar. Perbedaan besaran nilai *SHAP* dan arah probabilitas prediksi dari variabel-variabel tersebut menegaskan bahwa ekosistem *rural* dan *urban* memiliki dinamika pengaruh dan struktur determinan capaian akademik yang secara fundamental dapat berbeda.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Sarjana Sains Data Universitas Negeri Surabaya serta seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dan masukan selama pelaksanaan penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Adadi, A. dan Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: A survey on explainable artificial intelligence (xai). *IEEE Access*, 6:52138–52160.
- At-tamimy, M. I. A. dan Eloy, M. J. A. (2025). Persepsi pendidikan di komunitas urban dan rural: Sebuah studi kualitatif. *International Journal of Interdisciplinary Research*, 1(1):40–53.
- Baharuddin dan Burhan (2025). Perspektif guru urban dan rural terhadap reformasi pendidikan di indonesia: Tantangan dan implikasi kebijakan. *Cogent Education*, 12(1):2497142.
- Broadwater, K. dan Stillman, N. (2025). *Graph Neural Networks in Action*. Simon and Schuster.
- Clark, J. dan Holton, D. A. (1991). *A first look at graph theory*. World Scientific.
- Doharey, P., Verma, A., Verma, K., dan Yadav, V. (2023). Education : Meaning, definition & Types. pages 1–6.
- GoodStats (2025). Posisi indonesia di pisa 2022, siapkah untuk 2025? Diakses pada 4 Oktober 2025.
- Hamilton, W. L. (2020). *Graph representation learning*. Morgan & Claypool Publishers.
- HAN, C. (2024). Study on the impact of urban-rural education resource equitability and student

- endowment differences on promoting educational equity. *INTERNATIONAL JOURNAL OF EDUCATION*, 16(2):121–130.
- Kipf, T. (2016). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *arXiv preprint arXiv:1609.02907*.
- Kompas, T. H. (2024). Access to Quality Education in Indonesia is Not Yet Even. Section: English.
- Leskovec, J. (2021). CS224W: Machine learning with graphs. <https://snap.stanford.edu/class/cs224w-2020/slides/08-GNN-application.pdf>. Diakses: 24 Januari 2026.
- Li, C.-T., Tsai, Y.-C., Chen, C.-Y., dan Liao, J. C. (2024). Graph Neural Networks for Tabular Data Learning: A Survey with Taxonomy and Directions. *arXiv:2401.02143 [cs]* version: 1.
- Liu, J., Chabot, Y., Troncy, R., Huynh, V.-P., Labbé, T., dan Monnin, P. (2023). From tabular data to knowledge graphs: A survey of semantic table interpretation tasks and methods. *Journal of Web Semantics*, 76:100761.
- Lundberg, S. M. dan Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- Miao, L., Keyuraphan, L., Thaveethavornasawat, S., dan Sujarittam, T. (2025). Pengembangan strategi untuk meningkatkan keseimbangan pendidikan dasar antara pendidikan urban dan rural di provinsi shaanxi. *International Journal of Education and Literacy Studies*, 13(2):529–535.
- Molnar, C. (2025). *Interpretable Machine Learning*. 3 edition.
- Morris, C., Ritzert, M., Fey, M., Hamilton, W. L., Lenssen, J. E., Rattan, G., dan Grohe, M. (2021). Weisfeiler and leman go neural: Higher-order graph neural networks.
- Napier, D. B. (2014). Qualities of education: A diversity of perspectives and cases, worldwide. In *Qualities of education in a globalised world*, pages 1–17. Springer.
- Negro, A. (2021). *Graph-powered machine learning*. Simon and Schuster.
- OECD (2025). Pisa: Programme for international student assessment. Diakses pada 4 Oktober 2025.
- Ponce-Bobadilla, A. V., Schmitt, V., Maier, C. S., Mensing, S., dan Stodtmann, S. (2024). Practical guide to shap analysis: Explaining supervised machine learning model predictions in drug development. *Clinical and translational science*, 17(11):e70056.
- Pramana, C., Dina, C., Suyatno, S., dan Faiza, R. (2021). Strategi peningkatan kualitas pendidikan di indonesia: Sebuah tinjauan. Diakses pada 7 Oktober 2025.
- Prince, S. J. (2023). *Understanding Deep Learning*. The MIT Press.
- Schreyer, P. (2010). Towards measuring the volume output of education and health services: a handbook.
- Shapley, L. S. Dkk. (1953). A value for n-person games.
- Sheposh, R. (2025). Testing and Evaluation. Testing and Evaluation | Research Starters | EBSCO Research.
- Singh, H. dan Sharma, R. (2012). Role of adjacency matrix & adjacency list in graph theory. *International Journal of Computers & Technology*, 3(1):179–183.
- The Editors of Encyclopaedia Britannica (2024). What’s the difference between urban and rural? Accessed: 2024-12-16.
- Trask, T., Lytle, N., Boyle, M., Joyner, D., dan Mubarak, A. (2024). A comparative analysis of student performance predictions in online courses using heterogeneous knowledge graphs. *arXiv preprint arXiv:2407.12153*.
- Wirda, Y., Ulumudin, I., Widiputera, F., Listiawati, N., dan Fujianita, S. (2020). Faktor-faktor

determinan hasil belajar siswa.

Wood, R. M. (2023). A review of education differences in urban and rural areas. *International Research Journal of Educational Research*, 14(2):1–3.

Wu, S. (2025). Application of artificial intelligence graph convolutional network in classroom grade evaluation. *Scientific Reports*, 15(1):1–15. Publisher: Nature Publishing Group.

Zhou, J., Cui, G., Hu, S., Zhang, Z., Yang, C., Liu, Z., Wang, L., Li, C., dan Sun, M. (2020). Graph neural networks: A review of methods and applications. *AI Open*, 1:57–81.