



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 22774-22783

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Klasifikasi Prestasi Akademik Matematika Siswa Menggunakan Decision Tree pada Dataset Student Performance

Elisabeth Jessica Sitanggang¹, Yeheskiel Ravena Damanik², Esther Laura Rumahorbo³, Albert Adolf Angie MS⁴

¹Program Studi Ilmu Komputer, Universitas HKBP Nommensen Pematangsiantar, Indonesia

elisabethjessicag@gmail.com¹, yeheskielravenadamanik@gmail.com², esther.rumahorbo17@gmail.com³, albertmanalu121102@gmail.com⁴

Abstrak

Klasifikasi prestasi akademik dapat membantu sekolah mengidentifikasi siswa yang memerlukan perhatian dan dukungan pembelajaran secara lebih terarah. Penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma Decision Tree untuk mengklasifikasikan prestasi akademik matematika siswa menggunakan dataset Student Performance yang diperoleh dari Kaggle dan bersumber dari UCI Machine Learning Repository. Dataset terdiri atas 395 data siswa dengan atribut demografis, keluarga, sekolah, sosial, perilaku, dan akademik. Variabel target dibentuk dari nilai akhir matematika G3 menjadi tiga kategori, yaitu Rendah untuk nilai 0-9, Sedang untuk nilai 10-14, dan Tinggi untuk nilai 15-20. Variabel G3 tidak digunakan sebagai prediktor guna mencegah kebocoran data, sedangkan G1 dan G2 tetap digunakan untuk merepresentasikan capaian akademik sebelumnya. Pemodelan dilakukan menggunakan Orange Data Mining dengan kedalaman maksimum pohon lima, minimum lima data pada setiap daun, dan kriteria penghentian ketika mayoritas kelas mencapai 95%. Evaluasi dilakukan melalui validasi silang 10 lipatan terstratifikasi menggunakan metrik AUC, akurasi, presisi, recall, F1-score, dan Matthews Correlation Coefficient. Hasil pengujian menunjukkan nilai AUC sebesar 0,934, akurasi 0,871, presisi 0,871, recall 0,871, F1-score 0,871, dan MCC 0,791. Confusion matrix menunjukkan 344 dari 395 data diklasifikasikan dengan benar. Struktur pohon menempatkan G2 sebagai atribut pemisah utama, diikuti G1 dan beberapa atribut pendukung. Temuan ini menunjukkan bahwa Decision Tree mampu menghasilkan klasifikasi yang akurat, transparan, dan mudah diinterpretasikan untuk mendukung analisis prestasi matematika siswa setelah nilai periode pertama dan kedua tersedia.

Kata Kunci: Prestasi Akademik; Klasifikasi; Decision Tree; Penambangan Data Pendidikan; Orange Data Mining; Dataset Student Performance

1. Latar Belakang

Penambangan data pendidikan (Educational Data Mining/EDM) dan analitik pembelajaran memungkinkan data akademik diolah menjadi informasi yang mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti [1]. Melalui teknik klasifikasi, data siswa dapat digunakan untuk mengenali pola pencapaian, mengidentifikasi kelompok yang memerlukan perhatian, dan membantu pihak sekolah merencanakan intervensi akademik secara lebih terarah. Hal ini penting karena institusi pendidikan menyimpan semakin banyak data demografis, keluarga, perilaku, dan hasil belajar siswa [12], [15].

Prestasi akademik dipengaruhi oleh kombinasi faktor demografis, keluarga, sekolah, perilaku belajar, kehadiran, serta capaian akademik sebelumnya. Alyahyan dan Düşteğör [2] menjelaskan bahwa capaian akademik sebelumnya dan karakteristik demografis termasuk variabel yang paling sering digunakan dalam prediksi keberhasilan siswa. Oleh karena itu, klasifikasi prestasi tidak hanya berguna untuk mengetahui tingkat pencapaian, tetapi juga untuk memahami karakteristik yang berkaitan dengan kategori prestasi rendah, sedang, dan tinggi.

Penelitian ini menggunakan bagian Matematika dari dataset Student Performance yang diperkenalkan oleh Cortez dan Silva [3] dan tersedia melalui UCI Machine Learning Repository [4]. Dataset tersebut terdiri atas 395 data siswa dengan atribut demografis, keluarga, sekolah, sosial, perilaku, dan akademik. Nilai akhir G3 digunakan untuk membentuk target Kategori_G3 yang terdiri atas kelas Rendah, Sedang, dan Tinggi, sedangkan G3 tidak digunakan sebagai variabel prediktor untuk mencegah kebocoran data secara langsung. Nilai G1 dan G2 tetap digunakan sehingga model dipahami sebagai klasifikasi prestasi akhir setelah hasil penilaian awal tersedia.

Algoritma Decision Tree dipilih karena mampu menghasilkan aturan keputusan berbentuk hierarki yang mudah dipahami dan ditelusuri [5], [10]. Model ini dapat menunjukkan atribut serta nilai ambang yang digunakan dalam menentukan suatu kategori, sehingga lebih sesuai untuk lingkungan pendidikan yang membutuhkan hasil analisis yang transparan. Proses pemodelan dilakukan menggunakan Orange Data Mining, yaitu perangkat

penambahan data visual yang mendukung pemilihan atribut, pembangunan model, evaluasi, dan visualisasi tanpa harus menulis kode program [6] [13], [14].

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa klasifikasi telah banyak digunakan untuk mengolah data akademik siswa [1], [2]. Namun, masih diperlukan alur kerja yang sederhana, mudah direplikasi, dan mudah diinterpretasikan untuk mengklasifikasikan prestasi matematika ke dalam tiga kategori menggunakan dataset Student Performance. Penelitian ini menempatkan interpretabilitas sebagai bagian penting dengan mendokumentasikan tahap prapemrosesan, pengaturan model, evaluasi, confusion matrix, dan aturan pohon dalam satu alur kerja Orange Data Mining [13]–[15].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma Decision Tree untuk mengklasifikasikan prestasi akademik matematika siswa pada dataset Student Performance. Kinerja model dievaluasi menggunakan validasi silang 10 lipatan terstratifikasi dengan metrik AUC, akurasi, presisi, recall, F1-score, dan koefisien korelasi Matthews. Kontribusi penelitian ini adalah penyajian proses klasifikasi yang terstruktur dan transparan serta interpretasi aturan Decision Tree yang dapat membantu memahami faktor-faktor yang berkaitan dengan kategori prestasi matematika siswa.

2. Metode Penelitian

2.1 Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen kuantitatif dengan tugas klasifikasi multikelas terawasi. Data masukan memuat atribut siswa, sedangkan kelas keluaran adalah Kategori_G3, yaitu variabel turunan yang mewakili tingkat prestasi matematika. Prosedur penelitian meliputi persiapan dataset, pembentukan target, penetapan peran atribut dalam Orange Data Mining, pemodelan Decision Tree, evaluasi menggunakan validasi silang, dan interpretasi aturan pohon yang dihasilkan.

2.2 Dataset dan Tabel Data

Dataset yang digunakan terdiri atas 395 data dan 34 kolom, yaitu 33 variabel asli dan satu variabel target turunan. Variabel-variabel tersebut mencakup atribut demografis, keluarga, sekolah, sosial, perilaku, dan akademik. Tampilan data pada lembar kerja yang digunakan dalam penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

Kelompok variabel	Variabel	Deskripsi
Demografis	school, sex, age, address	Identitas sekolah, jenis kelamin siswa, usia, dan jenis alamat tempat tinggal.
Latar belakang keluarga	famsize, Pstatus, Medu, Fedu, Mjob, Fjob, guardian	Ukuran keluarga, status tinggal bersama orang tua, pendidikan dan pekerjaan orang tua, serta wali siswa.
Sekolah dan dukungan pembelajaran	reason, traveltime, studytime, failures, schoolsup, famsup, paid, activities, nursery, higher, internet	Alasan memilih sekolah, waktu perjalanan, waktu belajar, kegagalan sebelumnya, dukungan pendidikan, kegiatan ekstrakurikuler, dan akses internet.
Sosial dan perilaku	romantic, famrel, freetime, goout, Dalc, Walc, health, absences	Status hubungan, hubungan keluarga, waktu luang, aktivitas keluar rumah, konsumsi alkohol, kondisi kesehatan, dan ketidakhadiran.
Penilaian akademik	G1, G2, G3	Nilai periode pertama, nilai periode kedua, dan nilai akhir.
Target turunan	Kategori_G3	Kelas target yang dibentuk dari G3: Rendah, Sedang, dan Tinggi.

Tabel 1. Variabel dataset yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 2 menyajikan konfigurasi utama data sebelum pemodelan. Nilai akhir G3 tidak digunakan sebagai prediktor karena telah digunakan untuk menentukan kategori target. Sebanyak 32 variabel lainnya, termasuk G1 dan G2, tetap digunakan sebagai prediktor.

Komponen	Konfigurasi
Dataset	Student Performance - bagian Matematika
Sumber	Versi Kaggle yang bersumber dari dataset UCI Student Performance
Jumlah data	395 data siswa
Jumlah variabel asli	33 variabel
Target turunan	Kategori_G3
Variabel prediktor	32 variabel; G1 dan G2 tetap digunakan
Variabel yang dikeluarkan	G3, karena digunakan untuk membentuk kelas target
Nilai yang hilang	Tidak ditemukan nilai yang hilang

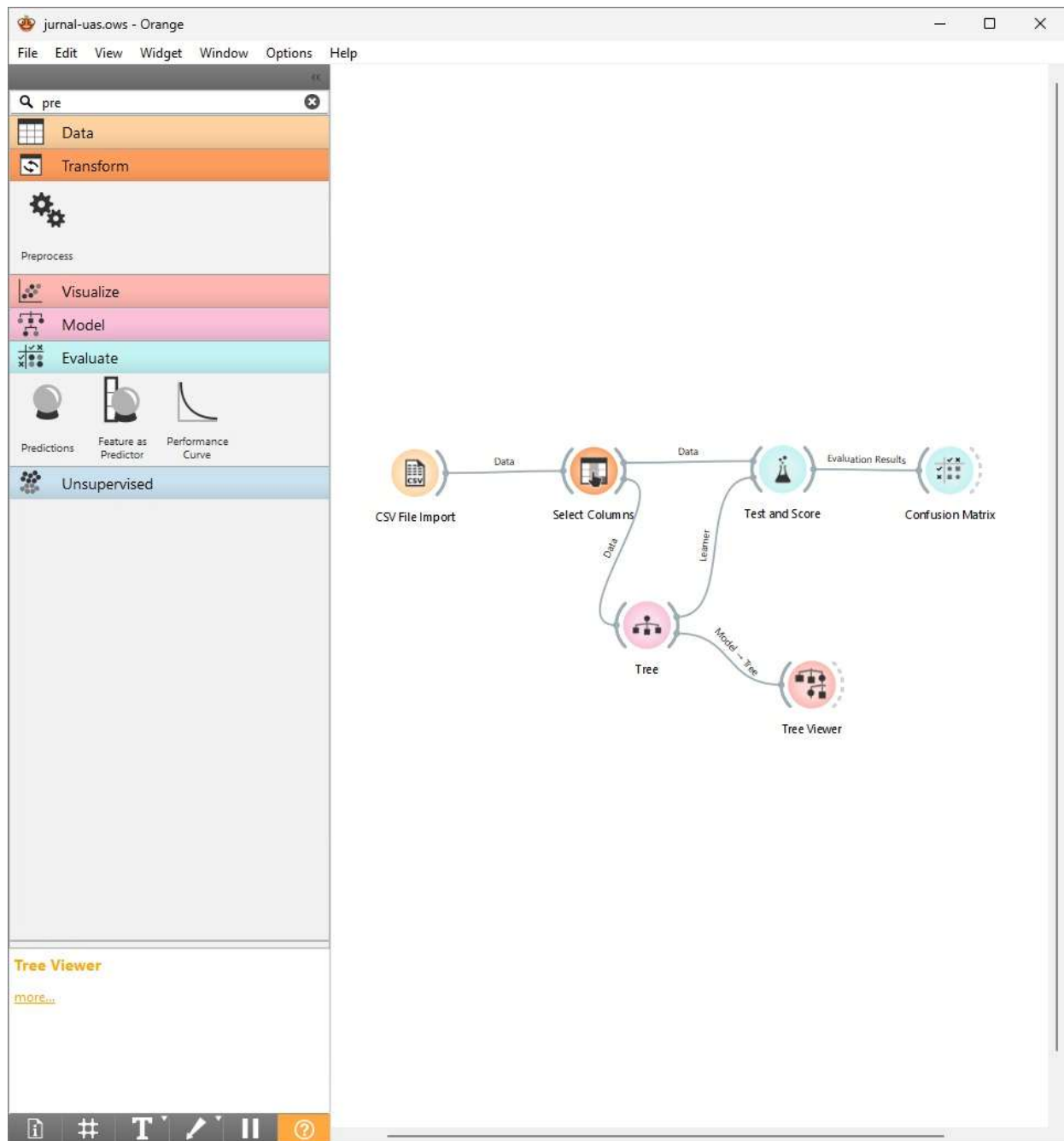
id	name	age	sex	nationality	tenure	status	status2	photo	photo2	photo3	photo4	photo5	photo6	photo7	photo8	photo9	photo10	photo11	photo12	photo13	photo14	photo15	photo16	photo17	photo18	photo19	photo20	photo21	photo22	photo23	photo24	photo25	photo26	photo27	photo28	photo29	photo30	photo31	photo32	photo33	photo34	photo35	photo36	photo37	photo38	photo39	photo40	photo41	photo42	photo43	photo44	photo45	photo46	photo47	photo48	photo49	photo50	photo51	photo52	photo53	photo54	photo55	photo56	photo57	photo58	photo59	photo60	photo61	photo62	photo63	photo64	photo65	photo66	photo67	photo68	photo69	photo70	photo71	photo72	photo73	photo74	photo75	photo76	photo77	photo78	photo79	photo80	photo81	photo82	photo83	photo84	photo85	photo86	photo87	photo88	photo89	photo90	photo91	photo92	photo93	photo94	photo95	photo96	photo97	photo98	photo99	photo100	photo101	photo102	photo103	photo104	photo105	photo106	photo107	photo108	photo109	photo110	photo111	photo112	photo113	photo114	photo115	photo116	photo117	photo118	photo119	photo120	photo121	photo122	photo123	photo124	photo125	photo126	photo127	photo128	photo129	photo130	photo131	photo132	photo133	photo134	photo135	photo136	photo137	photo138	photo139	photo140	photo141	photo142	photo143	photo144	photo145	photo146	photo147	photo148	photo149	photo150	photo151	photo152	photo153	photo154	photo155	photo156	photo157	photo158	photo159	photo160	photo161	photo162	photo163	photo164	photo165	photo166	photo167	photo168	photo169	photo170	photo171	photo172	photo173	photo174	photo175	photo176	photo177	photo178	photo179	photo180	photo181	photo182	photo183	photo184	photo185	photo186	photo187	photo188	photo189	photo190	photo191	photo192	photo193	photo194	photo195	photo196	photo197	photo198	photo199	photo200	photo201	photo202	photo203	photo204	photo205	photo206	photo207	photo208	photo209	photo210	photo211	photo212	photo213	photo214	photo215	photo216	photo217	photo218	photo219	photo220	photo221	photo222	photo223	photo224	photo225	photo226	photo227	photo228	photo229	photo230	photo231	photo232	photo233	photo234	photo235	photo236	photo237	photo238	photo239	photo240	photo241	photo242	photo243	photo244	photo245	photo246	photo247	photo248	photo249	photo250	photo251	photo252	photo253	photo254	photo255	photo256	photo257	photo258	photo259	photo260	photo261	photo262	photo263	photo264	photo265	photo266	photo267	photo268	photo269	photo270	photo271	photo272	photo273	photo274	photo275	photo276	photo277	photo278	photo279	photo280	photo281	photo282	photo283	photo284	photo285	photo286	photo287	photo288	photo289	photo290	photo291	photo292	photo293	photo294	photo295	photo296	photo297	photo298	photo299	photo300	photo301	photo302	photo303	photo304	photo305	photo306	photo307	photo308	photo309	photo310	photo311	photo312	photo313	photo314	photo315	photo316	photo317	photo318	photo319	photo320	photo321	photo322	photo323	photo324	photo325	photo326	photo327	photo328	photo329	photo330	photo331	photo332	photo333	photo334	photo335	photo336	photo337	photo338	photo339	photo340	photo341	photo342	photo343	photo344	photo345	photo346	photo347	photo348	photo349	photo350	photo351	photo352	photo353	photo354	photo355	photo356	photo357	photo358	photo359	photo360	photo361	photo362	photo363	photo364	photo365	photo366	photo367	photo368	photo369	photo370	photo371	photo372	photo373	photo374	photo375	photo376	photo377	photo378	photo379	photo380	photo381	photo382	photo383	photo384	photo385	photo386	photo387	photo388	photo389	photo390	photo391	photo392	photo393	photo394	photo395	photo396	photo397	photo398	photo399	photo400	photo401	photo402	photo403	photo404	photo405	photo406	photo407	photo408	photo409	photo410	photo411	photo412	photo413	photo414	photo415	photo416	photo417	photo418	photo419	photo420	photo421	photo422	photo423	photo424	photo425	photo426	photo427	photo428	photo429	photo430	photo431	photo432	photo433	photo434	photo435	photo436	photo437	photo438	photo439	photo440	photo441	photo442	photo443	photo444	photo445	photo446	photo447	photo448	photo449	photo450	photo451	photo452	photo453	photo454	photo455	photo456	photo457	photo458	photo459	photo460	
----	------	-----	-----	-------------	--------	--------	---------	-------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	--------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	---------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	--

2.3 Pembentukan Target dan Prapemrosesan

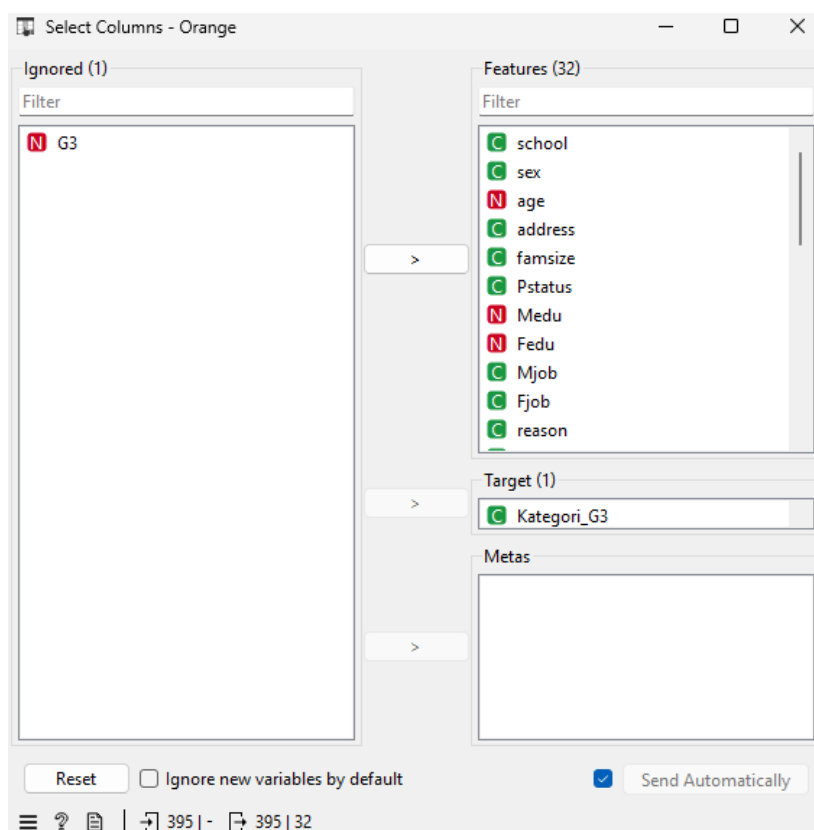
Kategori	Rentang nilai G3	Jumlah siswa
Rendah	0-9	130
Sedang	10-14	192
Tinggi	15-20	73

2.4 Alur Kerja Orange Data Mining

Proses pemodelan diterapkan dalam Orange Data Mining menggunakan alur kerja visual. Alur kerja Orange yang digunakan terdiri atas enam widget, yaitu CSV File Import, Select Columns, Tree, Test and Score, Confusion Matrix, dan Tree Viewer. Hubungan antarkomponen menunjukkan bahwa data yang diimpor terlebih dahulu diteruskan ke Select Columns, kemudian digunakan sebagai masukan bagi pembelajar Tree dan sebagai dataset evaluasi pada Test and Score. Model yang telah dilatih juga dihubungkan ke Tree Viewer untuk menginterpretasikan aturan.



Gambar 2. Tampilan alur kerja Orange Data Mining yang digunakan dalam penelitian.



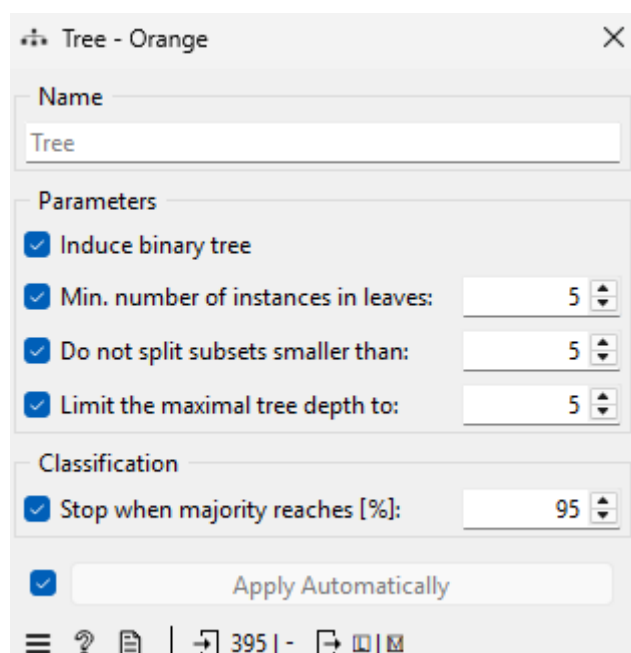
Gambar 3. Pengaturan Select Columns yang menunjukkan G3 sebagai atribut yang diabaikan, 32 variabel sebagai fitur, dan Kategori_G3 sebagai kelas target.

2.5 Pemodelan Decision Tree

Model klasifikasi dibangun dalam Orange Data Mining menggunakan widget Tree. Pemisahan biner diaktifkan. Untuk mengendalikan kompleksitas model, kedalaman maksimum pohon ditetapkan lima, jumlah minimum data pada setiap daun ditetapkan lima, dan subset dengan jumlah data kurang dari lima tidak dibagi lagi. Proses pemisahan dihentikan ketika suatu simpul mencapai mayoritas kelas sebesar 95%. Pengaturan ini digunakan untuk menghasilkan model yang tetap mudah diinterpretasikan sekaligus mengurangi risiko overfitting.

Parameter	Nilai
Model	Decision Tree
Jenis pohon	Pohon biner
Kedalaman maksimum	5
Jumlah minimum data pada daun	5
Jumlah minimum data pada simpul internal	5
Kriteria penghentian mayoritas	95%

Tabel 4. Konfigurasi Decision Tree pada Orange Data Mining.



Gambar 4. Pengaturan pembelajar Tree yang digunakan pada model Decision Tree.

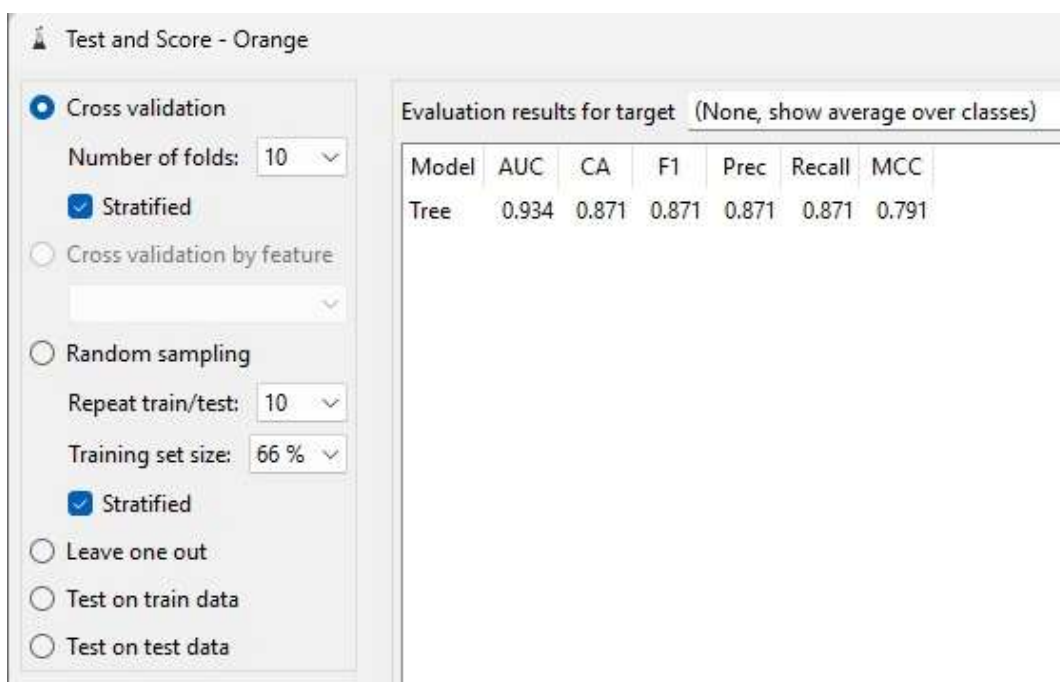
2.6 Evaluasi Kinerja

Kinerja model dievaluasi melalui validasi silang 10 lipatan terstratifikasi pada widget Test and Score [7]. Stratifikasi mempertahankan proporsi kategori Rendah, Sedang, dan Tinggi pada setiap lipatan [7]. Evaluasi menggunakan area di bawah kurva receiver operating characteristic (AUC) [8], akurasi klasifikasi, presisi, recall, F1-score, dan koefisien korelasi Matthews (MCC) [9]. Confusion matrix juga digunakan untuk melihat distribusi prediksi yang benar dan salah pada setiap kategori prestasi.

3. Hasil dan Diskusi

3.1 Kinerja Klasifikasi

Gambar 5 menyajikan hasil evaluasi Decision Tree yang diperoleh melalui validasi silang 10 lipatan terstratifikasi pada Orange Data Mining. Model memperoleh AUC sebesar 0,934 dan akurasi klasifikasi sebesar 0,871, yang menunjukkan bahwa 87,1% data evaluasi diklasifikasikan dengan benar. Nilai presisi, recall, dan F1-score masing-masing mencapai 0,871. Nilai MCC sebesar 0,791 menunjukkan kesesuaian yang kuat antara kategori prestasi hasil prediksi dan kategori aktual. Secara keseluruhan, hasil tersebut menunjukkan bahwa model Decision Tree yang dikonfigurasi mampu mengklasifikasikan prestasi akademik matematika ke dalam kategori Rendah, Sedang, dan Tinggi dengan baik.



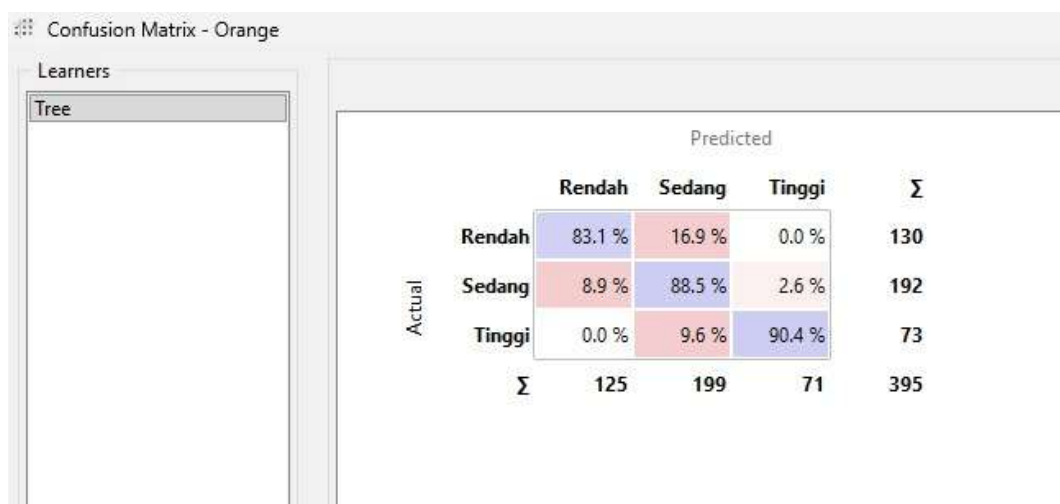
Gambar 5. Tampilan hasil Test and Score untuk model Decision Tree pada Orange Data Mining.

3.2 Analisis Confusion Matrix

Gambar 6 menunjukkan keluaran Confusion Matrix dari Orange Data Mining. Pada keluaran Orange, kategori Rendah, Sedang, dan Tinggi mewakili kategori Low, Medium, dan High. Berdasarkan persentase baris dan jumlah setiap kelas yang ditampilkan, model mengklasifikasikan sekitar 344 dari 395 data dengan benar. Kategori Tinggi memiliki recall per kelas tertinggi, yaitu 90,4%, diikuti kategori Sedang sebesar 88,5% dan kategori Rendah sebesar 83,1%.

Akurasi keseluruhan pada confusion matrix dihitung berdasarkan nilai diagonal, yaitu 108 prediksi Rendah yang benar, 170 prediksi Sedang yang benar, dan 66 prediksi Tinggi yang benar. Dengan demikian, jumlah prediksi yang benar adalah 344 dari 395 data sehingga akurasi confusion matrix sebesar $344/395 = 0,871$ atau 87,1%. Nilai tersebut sesuai dengan nilai CA sebesar 0,871 yang ditampilkan pada keluaran Test and Score.

Sebagian besar kesalahan terjadi pada kategori prestasi yang berdekatan. Sebanyak 22 data kategori Rendah diprediksi sebagai Sedang, sedangkan 17 data kategori Sedang diprediksi sebagai Rendah. Tujuh data kategori Tinggi diprediksi sebagai Sedang. Tidak terdapat data kategori Rendah yang langsung diprediksi sebagai Tinggi dan tidak terdapat data kategori Tinggi yang langsung diprediksi sebagai Rendah. Pola ini menunjukkan bahwa model umumnya mampu membedakan kategori ekstrem, sedangkan sebagian data yang berada dekat batas kategori ditempatkan pada kelas yang berdekatan.

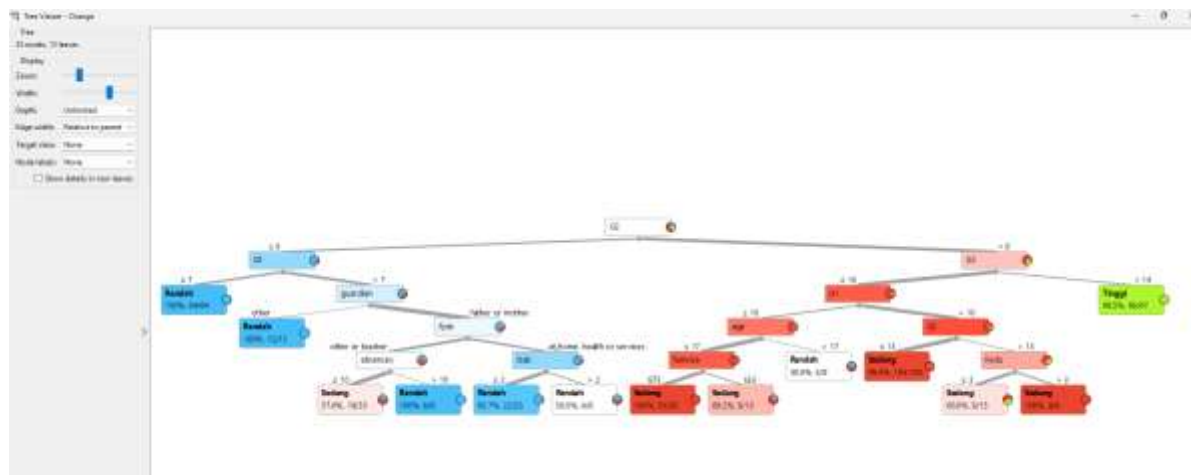


Gambar 6. Tampilan Confusion Matrix untuk model Decision Tree pada Orange Data Mining.

3.3 Interpretasi Aturan Keputusan

Gambar 7 menyajikan Decision Tree yang dihasilkan dari keseluruhan dataset setelah prapemrosesan. Pohon tersebut terdiri atas 25 simpul dan 13 daun. Pemisahan pada simpul akar didasarkan pada G2, yang menunjukkan bahwa nilai matematika periode kedua merupakan atribut paling berpengaruh dalam proses klasifikasi. Siswa dengan nilai G2 sebesar tujuh atau kurang diklasifikasikan sebagai Rendah dengan kemurnian 100% (64 dari 64 data), sedangkan siswa dengan nilai G2 lebih dari 14 diklasifikasikan sebagai Tinggi dengan kemurnian 98,5% (66 dari 67 data).

Untuk data lainnya, model menggunakan G1 dan atribut pendukung yang meliputi wali siswa, pekerjaan ayah, jumlah ketidakhadiran, konsumsi alkohol harian (Dalc), usia, ukuran keluarga, dan pendidikan ayah. Label GT3 yang ditampilkan pada pohon mengacu pada kategori ukuran keluarga dengan anggota lebih dari tiga orang, bukan pada variabel nilai akhir G3. Aturan-aturan tersebut menunjukkan bahwa model bersifat transparan dan mampu mengidentifikasi kondisi yang berkaitan dengan setiap kategori prestasi.



Gambar 7. Aturan Decision Tree untuk klasifikasi prestasi matematika pada Orange Data Mining.

3.4 Diskusi

Hasil evaluasi mendukung kesesuaian Decision Tree untuk dataset ini karena model menghasilkan kinerja yang tinggi dan tetap mudah diinterpretasikan. Pemisahan terkuat berkaitan dengan G2 dan G1, sesuai dengan struktur dataset Student Performance karena nilai pada periode sebelumnya memiliki hubungan yang erat dengan nilai akhir. Temuan ini juga mendukung penelitian terdahulu yang menyatakan bahwa capaian akademik sebelumnya merupakan prediktor penting keberhasilan siswa [2] [12], [14].

Meskipun akurasi tinggi, model perlu diinterpretasikan secara hati-hati. Karena G1 dan G2 digunakan sebagai prediktor, model lebih sesuai untuk mengklasifikasikan prestasi akhir setelah hasil penilaian periode pertama dan kedua diketahui. Apabila tujuannya adalah memberikan peringatan dini pada awal pembelajaran, eksperimen selanjutnya sebaiknya tidak menggunakan G1 dan G2 serta hanya memanfaatkan variabel demografis, keluarga, sekolah, dan perilaku. Pengaturan alternatif tersebut mungkin menurunkan kinerja, tetapi akan menghasilkan skenario prediksi awal yang lebih realistis.

Hal penting lainnya adalah ketidakseimbangan kelas [11]. Kategori Sedang memiliki jumlah siswa terbanyak, sedangkan kategori Tinggi memiliki jumlah paling sedikit. Validasi silang 10 lipatan terstratifikasi digunakan untuk mengurangi bias evaluasi dengan mempertahankan proporsi kelas pada setiap lipatan [7]. Confusion matrix menunjukkan bahwa model jarang melakukan kesalahan ekstrem dan sebagian besar kesalahan terjadi antarkategori yang berdekatan. Pola ini wajar karena siswa yang nilainya berada di sekitar batas kategori Rendah, Sedang, dan Tinggi dapat memiliki karakteristik yang serupa.

3.5 Interpretasi Keluaran Orange Data Mining

Keluaran alur kerja Orange menegaskan bahwa proses klasifikasi dilakukan melalui rangkaian visual yang saling terhubung. Widget CSV File Import digunakan sebagai sumber data, widget Select Columns menetapkan Kategori_G3 sebagai variabel target, dan widget Tree dihubungkan ke Test and Score untuk evaluasi model. Widget Test and Score kemudian menghasilkan metrik evaluasi, sedangkan widget Confusion Matrix memberikan tampilan yang lebih terperinci mengenai klasifikasi yang benar dan salah. Alur kerja ini mendukung keterulangan penelitian karena setiap tahap pemrosesan dapat diperiksa secara langsung pada kanvas Orange.

Keluaran Select Columns penting karena menunjukkan bahwa G3 ditempatkan pada kolom ignored dan tidak digunakan sebagai prediktor. Tahap ini mencegah kebocoran data secara langsung karena Kategori_G3 dibentuk dari G3. Oleh sebab itu, model tidak mengklasifikasikan siswa dengan membaca kolom nilai akhir secara langsung, tetapi menggunakan 32 variabel prediktor lainnya yang mencakup atribut demografis, keluarga, sekolah, perilaku, dan akademik sebelumnya.

3.6 Implikasi dan Keterbatasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Decision Tree dapat digunakan sebagai pendekatan klasifikasi yang mudah diinterpretasikan untuk mengidentifikasi kategori prestasi siswa. Dalam konteks akademik, aturan keputusan dapat membantu guru atau pengelola akademik memahami variabel yang berkontribusi terhadap hasil klasifikasi. Dominasi G2 dan G1 menunjukkan bahwa hasil penilaian awal siswa memiliki hubungan yang kuat dengan prestasi akhir matematika, sehingga intervensi akademik sebaiknya diberikan sebelum periode penilaian akhir [16].

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, dataset hanya terdiri atas 395 data siswa sehingga model perlu diuji pada dataset tambahan sebelum digeneralisasikan pada populasi siswa yang lebih luas. Kedua, G1 dan G2 tetap digunakan sebagai prediktor sehingga model lebih sesuai untuk mengklasifikasikan prestasi akhir setelah nilai sebelumnya tersedia daripada memprediksi prestasi pada awal pembelajaran. Ketiga, kelas target dibentuk menggunakan interval nilai G3 yang tetap sehingga penggunaan batas kategori nilai yang berbeda dapat menghasilkan hasil klasifikasi yang berbeda.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menerapkan algoritma Decision Tree untuk mengklasifikasikan prestasi akademik matematika siswa ke dalam kategori Rendah, Sedang, dan Tinggi menggunakan 395 data dari dataset Student Performance. Evaluasi model melalui validasi silang 10 lipatan terstratifikasi menghasilkan AUC sebesar 0,934, akurasi klasifikasi 0,871, F1-score 0,871, dan MCC 0,791. Confusion matrix mengonfirmasi nilai akurasi yang sama, yaitu 344 klasifikasi benar dari 395 data atau setara dengan 87,1%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model Decision Tree mampu mengklasifikasikan prestasi akademik matematika dengan akurasi yang baik dan kinerja yang seimbang pada berbagai ukuran evaluasi. Sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi pada kategori yang berdekatan, sedangkan kesalahan ekstrem antara kategori Rendah dan Tinggi tidak terjadi. Struktur pohon menghasilkan aturan yang mudah diinterpretasikan, dengan G2 sebagai atribut pemisah utama serta G1, wali siswa, ketidakhadiran, Dalc, usia, ukuran keluarga, pekerjaan ayah, dan pendidikan ayah sebagai atribut pendukung. Berdasarkan temuan tersebut, Decision Tree sesuai digunakan untuk mengklasifikasikan prestasi siswa ketika nilai penilaian pertama dan kedua telah tersedia. Penelitian selanjutnya disarankan menguji skenario peringatan dini dengan menghapus G1 dan G2, menerapkan algoritma klasifikasi lain, serta membandingkan hasilnya menggunakan dataset pendidikan tambahan.

Referensi

- [1] C. Romero and S. Ventura, "Educational data mining and learning analytics: An updated survey," *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 10, e1355, 2020, doi: 10.1002/widm.1355.
- [2] E. Alyahyan and D. Düşteğör, "Predicting academic success in higher education: Literature review and best practices," *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, vol. 17, art. 3, 2020, doi: 10.1186/s41239-020-0177-7.
- [3] P. Cortez and A. M. G. Silva, "Using data mining to predict secondary school student performance," in *Proceedings of the 5th Future Business Technology Conference (FUBUTEC 2008)*, A. Brito and J. Teixeira, Eds., Porto, Portugal, Apr. 2008, pp. 5-12.
- [4] P. Cortez, "Student Performance," *UCI Machine Learning Repository*, 2014, doi: 10.24432/C5TG7T.
- [5] L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen, and C. J. Stone, *Classification and Regression Trees*. Belmont, CA, USA: Wadsworth International Group, 1984.
- [6] J. Demšar et al., "Orange: Data Mining Toolbox in Python," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 14, pp. 2349-2353, 2013.
- [7] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 1995)*, Montreal, QC, Canada, 1995, pp. 1137-1143.
- [8] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, no. 8, pp. 861-874, 2006, doi: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.
- [9] J. Gorodkin, "Comparing two K-category assignments by a K-category correlation coefficient," *Computational Biology and Chemistry*, vol. 28, no. 5-6, pp. 367-374, 2004, doi: 10.1016/j.compbiolchem.2004.09.006.
- [10] J. R. Quinlan, "Induction of decision trees," *Machine Learning*, vol. 1, pp. 81-106, 1986, doi: 10.1007/BF00116251.
- [11] H. He and E. A. Garcia, "Learning from imbalanced data," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 21, no. 9, pp. 1263-1284, 2009, doi: 10.1109/TKDE.2008.239.
- [12] M. Yağcı, "Educational data mining: prediction of students' academic performance using machine learning algorithms," *Smart Learning Environments*, vol. 9, art. no. 11, 2022, doi: 10.1186/s40561-022-00192-z.
- [13] A. Khan and S. K. Ghosh, "Student performance analysis and prediction in classroom learning: A review of educational data mining studies," *Education and Information Technologies*, vol. 26, pp. 205-240, 2021, doi: 10.1007/s10639-020-10230-3.
- [14] D. Khairy, N. Alharbi, M. A. Amasha, M. F. Areeed, S. Alkhalaf, and R. A. Abougalala, "Prediction of student exam performance using data mining classification algorithms," *Education and Information Technologies*, vol. 29, pp. 21621-21645, 2024, doi: 10.1007/s10639-024-12619-w.
- [15] Z. Ersozlu, S. Taheri, and I. Koch, "A review of machine learning methods used for educational data," *Education and Information Technologies*, vol. 29, pp. 22125-22145, 2024, doi: 10.1007/s10639-024-12704-0.

- [16] M. M. Islam, F. H. Sojib, M. F. H. Mihad, M. Hasan, and M. Rahman, "The integration of explainable AI in Educational Data Mining for student academic performance prediction and support system," *Telematics and Informatics Reports*, vol. 18, art. no. 100203, 2025, doi: 10.1016/j.teler.2025.100203.