

Analisis Performa Siswa dalam *E-Learning*

**I Made Surya Kumara^{1*}, Kannan Nataraj², Ni Putu Widya Yuniari³, Jauzaa Maylia
 Suhendro⁴, I Gusti Agung Made Yoga Mahaputra⁵, Depandi Enda⁶**

^{1,3}Teknik Komputer, Universitas Warmadewa, Bali, Indonesia

²Graduate Institute of Network Learning Technology, National Central University, Taoyuan,
 Taiwan

⁴Sistem Informasi, Primakara University, Bali, Indonesia

⁵Teknik Otomasi, Politeknik Negeri Bali, Bali, Indonesia

⁶Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik Negeri Bengkalis, Riau, Indonesia

^{*}e-mail *Corresponding Author*: suryakumara@warmadewa.ac.id

Abstract

E-Learning has revolutionized education; however, there remains a gap in understanding which engagement factors most significantly impact academic performance. Previous research has often focused on participation metrics without quantitatively assessing their effects. This study employs a data-driven approach using Python to analyze student activity. By applying correlation analysis and multiple linear regression, this research identifies the key factors influencing students' final scores. The findings reveal that pre-test scores ($\beta = 0.56$) and online quiz completion ($\beta = 14.69$) are the strongest predictors of final scores ($R^2 = 0.63$, $MAE = 11.38$), emphasizing the importance of prior knowledge and active engagement in formative assessments. Conversely, assignment submission ($\beta = -0.95$) and video viewing ($\beta = -0.08$) exhibit weak or negative correlations, highlighting the limitations of passive learning. Therefore, increasing quiz-based assessments and structuring assignments to focus on problem-solving through discussions is recommended. Additionally, an adaptive learning model based on pre-test performance could enhance students' academic outcomes.

Keywords: Student performance; *E-Learning*; Python; Data analysis; Linear regression

Abstrak

E-Learning telah merevolusi pendidikan, tetapi masih terdapat kesenjangan dalam memahami faktor keterlibatan mana yang paling berpengaruh terhadap kinerja akademik. Penelitian sebelumnya sering berfokus pada metrik partisipasi tanpa mengukur dampaknya secara kuantitatif. Studi ini menerapkan pendekatan berbasis data menggunakan *Python* untuk menganalisis aktivitas mahasiswa. Dengan menggunakan analisis korelasi dan regresi linier berganda, penelitian ini mengidentifikasi faktor-faktor utama yang mempengaruhi skor akhir mahasiswa. Hasil menunjukkan bahwa nilai pre-test ($\beta = 0,56$) dan penyelesaian kuis *online* ($\beta = 14,69$) adalah prediktor terkuat dari skor akhir ($R^2 = 0,63$, $MAE = 11,38$), menekankan pentingnya pengetahuan awal dan keterlibatan aktif dalam asesmen formatif. Sebaliknya, pengumpulan tugas ($\beta = -0,95$) dan penayangan video ($\beta = -0,08$) menunjukkan korelasi yang lemah atau negatif, menyoroti keterbatasan pembelajaran pasif. Oleh karena itu, asesmen kuis perlu diperbanyak, dan tugas lebih diarahkan pada pemecahan masalah berbasis diskusi. Model pembelajaran adaptif berbasis *pre-test* dapat meningkatkan efektivitas akademik mahasiswa.

Kata Kunci: Performa siswa; *E-Learning*; Python; Analisis data; Regresi linear

1. Pendahuluan

Sistem pembelajaran berbasis *E-Learning* telah menjadi solusi penting dalam mendukung proses pendidikan, terutama di era digital yang terus berkembang pesat [1]-[3]. Dengan kemampuannya untuk menyediakan akses fleksibel terhadap materi pembelajaran dan aktivitas belajar, *E-Learning* memungkinkan siswa untuk belajar tanpa batasan waktu dan lokasi [4]-[5]. Penerapan *E-Learning* juga memberikan peluang bagi institusi pendidikan untuk meningkatkan efisiensi pembelajaran serta memberikan pengalaman belajar yang lebih adaptif sesuai dengan kebutuhan individu siswa. Oleh karena itu, pemanfaatan *E-Learning* terus

mengalami pertumbuhan dan diadopsi secara luas di berbagai institusi pendidikan di seluruh dunia.

Namun, meskipun penggunaan *E-Learning* semakin meluas, evaluasi kinerja siswa dalam platform ini masih menjadi tantangan yang signifikan. Salah satu kendala utama adalah kurangnya studi yang secara mendalam menganalisis data log aktivitas siswa di *E-Learning* dan keterkaitannya dengan performa akademik mereka. Penelitian sebelumnya telah banyak membahas pemanfaatan data log untuk mengukur keterlibatan siswa dan performa mereka [6]-[8]. Misalnya, penelitian oleh B. Hollister et al. [9] mengidentifikasi pola interaksi siswa dengan konten pembelajaran sebagai indikator keterlibatan, sementara Oguguo et al. [10], Y. Yang [11], A. Muslem [12] dan N. P. R. Arnani [13] menunjukkan korelasi antara aktivitas siswa di forum diskusi dengan keberhasilan akademik mereka. Meskipun demikian, studi-studi ini terbatas pada analisis deskriptif dan kurang mengembangkan pendekatan kuantitatif yang dapat memberikan wawasan prediktif terkait keterlibatan siswa dalam pembelajaran berbasis *E-Learning*. Dengan demikian, masih terdapat kesenjangan dalam penelitian yang mengaitkan data log aktivitas siswa dengan prediksi performa akademik mereka menggunakan metode berbasis data.

Sebagai respons terhadap kesenjangan penelitian tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis data log siswa dalam *E-Learning* untuk mengevaluasi kinerja akademik mereka, termasuk prediksi performa menggunakan metode *machine learning*. Regresi linear dipilih karena kemampuannya yang sederhana namun efektif dalam memodelkan hubungan antara variabel-variabel kuantitatif, seperti skor *pre-test* dan *post-test* siswa [14]. Selain itu, penelitian ini juga berupaya menyajikan wawasan berbasis data mengenai hubungan antara persiapan awal (*pre-test*) dan hasil evaluasi akhir (*post-test*). Studi ini berbeda dengan penelitian sebelumnya karena tidak hanya menganalisis data log secara deskriptif, tetapi juga menggunakan pendekatan prediktif yang berbasis pada data log aktivitas siswa.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi pola performa siswa di *E-Learning*, memodelkan hubungan antara aktivitas awal dan hasil belajar mereka, serta menawarkan solusi berbasis data untuk meningkatkan strategi pembelajaran. Dengan memahami pola keterlibatan dan performa siswa, penelitian ini diharapkan dapat membantu pendidik dan pengembang sistem *E-Learning* dalam merancang pengalaman belajar yang lebih efektif dan berbasis data.

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian terkait analisis performa siswa dalam *E-Learning* telah dilakukan oleh berbagai pihak dengan fokus pada pengumpulan dan analisis data log aktivitas siswa. Data log ini mencakup pola interaksi siswa dengan konten pembelajaran, aktivitas dalam forum diskusi, penyelesaian tugas, dan evaluasi akademik. Tinjauan ini mencakup riset terdahulu yang relevan, mengidentifikasi gap penelitian, dan membahas kebaruan pendekatan dalam penelitian ini.

D. Irawan [15], A.H Nabila [16], dan N. Marjaya et al [17] meneliti pola interaksi siswa dengan konten pembelajaran menggunakan analisis deskriptif. Penelitian mereka menunjukkan bahwa frekuensi akses siswa terhadap materi pembelajaran berkorelasi dengan nilai akhir, tetapi tidak membahas hubungan kuantitatif atau prediktif antara variabel-variabel tersebut. Penelitian lain oleh S.S. Kusumawardani et al. [18] dan A. Traxler [19] memanfaatkan data log aktivitas siswa dalam forum diskusi untuk mengidentifikasi keterkaitan dengan hasil akademik. Hasilnya menunjukkan bahwa siswa yang aktif dalam diskusi cenderung memiliki nilai yang lebih baik, meskipun pendekatannya terbatas pada analisis korelasi.

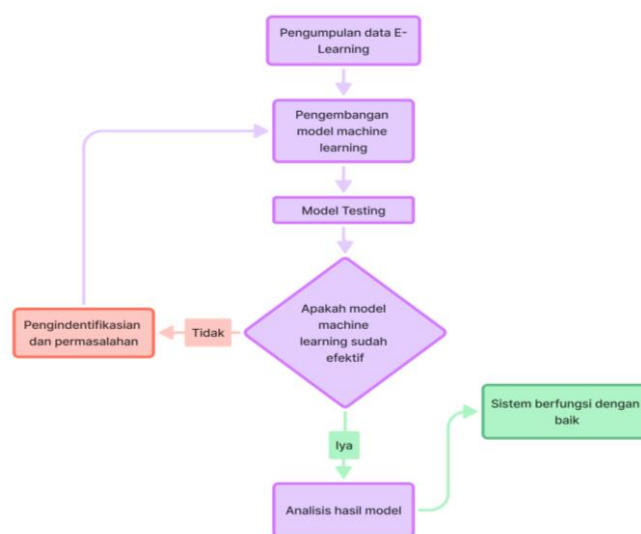
Lebih lanjut, penelitian oleh M. Ardianti [20] dan S.A.Rajagukguk [21] menggunakan metode pembelajaran mesin untuk menganalisis log aktivitas siswa. Studi ini berhasil mengidentifikasi pola-pola spesifik yang memengaruhi keberhasilan siswa, seperti jumlah tayangan video dan waktu yang dihabiskan pada platform. Namun, model pembelajaran mesin yang digunakan tidak cukup menginterpretasikan hubungan linear antara variabel-variabel yang dianalisis. Di sisi lain, S.A.A. Kharis et al [22] mengeksplorasi penggunaan model prediktif berbasis data log *E-Learning*, tetapi hanya terbatas pada data tugas siswa tanpa mempertimbangkan hasil evaluasi yang lebih menyeluruh, seperti nilai *pre-test* dan *post-test*.

Novelty dari penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif berbasis regresi linear untuk memprediksi nilai *post-test* siswa berdasarkan nilai *pre-test* mereka. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang lebih menekankan pendekatan deskriptif dan penerapan model pembelajaran mesin kompleks, pendekatan regresi linear memberikan solusi yang lebih sederhana namun tetap efektif untuk memahami hubungan kausal antara variabel-variabel. Kebaruan dari penelitian

ini terletak pada integrasi analisis data log aktivitas siswa dengan prediksi performa berbasis nilai pre-test, yang belum banyak dibahas dalam studi sebelumnya. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem *E-Learning* yang berbasis data, dengan memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai pola-pola pembelajaran siswa dan cara meningkatkan efektivitas platform *E-Learning*.

3. Metodologi

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa siswa pada sistem *E-Learning* menggunakan pendekatan berbasis data dan regresi linear. Penelitian ini melibatkan beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data, analisis kebutuhan, hingga pengujian dan validasi model prediksi. Gambar 1 menjelaskan alur penelitian, yang dimulai dengan pengumpulan data log dari *E-learning*, kemudian pengembangan model *machine learning*, pengidentifikasian masalah. Selanjutnya apabila model *machine learning* sudah efektif akan dilakukan analisis hasil model dan pemenuhan standar sistem yang diinginkan. Setiap tahap dirancang untuk mendukung pencapaian tujuan penelitian dengan hasil yang terukur dan dapat diimplementasikan.



Gambar 1. Diagram alur metodologi penelitian analisis performa mahasiswa pada *E-learning*

3.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari log aktivitas mahasiswa di platform *E-Learning* mata kuliah *Introduction to Python* di National Central University, Taiwan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Dataset ini mencakup informasi seperti skor pre-test, skor *post-test*, jumlah pekerjaan rumah yang diselesaikan, aktivitas pada tayangan video, dan partisipasi dalam kuis.

Proses pengumpulan dan pra-pemrosesan data dilakukan melalui beberapa langkah:

1. Identifikasi dataset untuk memastikan atribut yang relevan dan jumlah data yang mencukupi.
2. Pembersihan data untuk menghilangkan *missing values*, duplikasi, dan anomali.
3. Normalisasi data menggunakan metode Min-Max Scaling, yang dirumuskan sebagai:

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad [1]$$

di mana X adalah nilai asli, X_{min} adalah nilai minimum dalam dataset, dan X_{max} adalah nilai maksimum.

4. Pembagian dataset menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) untuk membangun serta mengevaluasi model prediksi.

Class	FirstVisit	Visit	LengthOfFileView	FileViewFVideo	VideoView	Homework	Homework	OnlineQu	OnlineQu	Forum(nt)	ForumPa	RollCall		
A	2018.09.14	376	18:16:50	48	87.50%	36	41.67%	11	100.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0
A	2018.09.15	366	15:46:09	21	58.33%	32	20.83%	10	100.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0
A	2018.09.15	67	3:21:40	4	33.33%	1	4.17%	10	100.00%	0	0.00%	1 (1/0)	33.33%	1/3/0
A	2018.09.15	63	3:39:04	2	8.33%	2	4.17%	10	100.00%	0	0.00%	2 (1/1)	33.33%	1/3/0
A	2018.09.15	111	4:43:06	11	37.50%	7	8.33%	10	100.00%	0	0.00%	1 (1/0)	33.33%	1/3/0
A	2018.09.14	588	24:42:20	42	100.00%	62	70.83%	13	100.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0
A	2018.09.15	352	13:00:19	32	62.50%	28	20.83%	10	100.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0
A	2018.09.15	482	22:16:56	34	91.67%	44	45.83%	10	100.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0
A	2018.09.15	274	11:35:55	12	37.50%	29	37.50%	10	100.00%	1	100.00%	2 (1/1)	33.33%	3/1/0
A	2018.09.15	170	9:43:45	11	37.50%	16	20.83%	10	100.00%	1	100.00%	2 (1/1)	33.33%	4/0/0
A	2018.09.15	287	15:12:46	18	62.50%	18	20.83%	10	100.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0
A	2018.09.15	231	15:22:02	29	66.67%	23	29.17%	9	90.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0
B	2018.09.15	513	100:47:32	37	58.33%	84	29.17%	10	100.00%	1	100.00%	3 (3/0)	66.67%	4/0/0
B	2018.09.15	268	8:34:48	15	41.67%	9	12.50%	11	100.00%	1	100.00%	0 (0/0)	0.00%	4/0/0
B	2018.09.14	619	19:55:08	52	100.00%	63	70.83%	11	100.00%	1	100.00%	5 (1/4)	66.67%	4/0/0
B	2018.09.15	501	22:26:35	27	66.67%	48	62.50%	11	100.00%	1	100.00%	4 (3/1)	33.33%	4/0/0
B	2018.09.15	228	9:43:21	29	66.67%	36	25.00%	10	100.00%	1	100.00%	0 (0/0)	0.00%	4/0/0
B	2018.09.15	343	8:30:28	15	58.33%	32	16.67%	11	100.00%	1	100.00%	10 (4/6)	66.67%	4/0/0
B	2018.09.14	190	12:43:31	39	95.83%	16	33.33%	10	100.00%	1	100.00%	2 (1/1)	66.67%	4/0/0
B	2018.09.14	256	24:14:19	15	50.00%	19	25.00%	11	100.00%	1	100.00%	1 (1/0)	33.33%	4/0/0

Gambar 2. Struktur Dataset Log E-Learning Siswa

3.2 Perancangan model machine learning

Model prediksi dalam penelitian ini dikembangkan menggunakan algoritma regresi linear yang diterapkan melalui pustaka *Scikit-Learn*. Regresi linear digunakan untuk menganalisis hubungan antara skor *pre-test* dan skor *post-test*, yang dirumuskan sebagai:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon \tag{2}$$

di mana:

- Y adalah skor *post-test* (variabel dependen)
- X_1, X_2, \dots, X_n adalah fitur input seperti skor pre-test, jumlah pekerjaan rumah, jumlah kuis yang diselesaikan (variabel independen)
- β_0 adalah intercept model
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ adalah koefisien regresi yang menunjukkan pengaruh masing-masing fitur terhadap skor akhir
- ϵ adalah error residual

Proses perancangan model meliputi:

1. Ekstraksi fitur dari dataset untuk digunakan sebagai variabel input.
2. Pelatihan model menggunakan data *pre-test* sebagai variabel input dan skor *post-test* sebagai target prediksi.
3. Evaluasi model dengan menghitung metrik *Mean Absolute Error* (MAE) dan Koefisien Determinasi (R^2).

Rumus MAE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \gamma_i| \tag{3}$$

di mana y_i adalah nilai aktual, γ_i adalah nilai prediksi, dan n adalah jumlah sampel.

Rumus Koefisien Determinasi (R^2) digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu menjelaskan variabilitas data:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \gamma_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \tag{4}$$

di mana \bar{y} adalah rata-rata dari nilai aktual.

Jika R^2 mendekati 1, model dapat menjelaskan sebagian besar variasi data dengan baik.

3.3 Pengujian Sistem Terintegrasi

Pengujian sistem terintegrasi dilakukan setelah seluruh komponen sistem dirancang dan diintegrasikan untuk memastikan fungsionalitas dan keakuratan model secara keseluruhan. Validasi model menggunakan data pengujian untuk mengukur kemampuan model dalam memprediksi skor *post-test* secara akurat. Pengujian dilakukan setelah model regresi linear

dikembangkan untuk memvalidasi akurasi prediksi skor *post-test*. Proses ini mencakup beberapa tahap:

1. Evaluasi Model
 - a. Menggunakan data uji (20%) untuk mengukur seberapa baik model memprediksi skor *post-test*.
 - b. Menghitung MAE dan R^2 sebagai indikator utama performa model.
2. Visualisasi Hubungan Linear
Scatter plot digunakan untuk membandingkan nilai prediksi dan nilai aktual, dengan garis regresi linear untuk melihat pola hubungan.

4. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini membahas hasil analisis statistik, perbandingan antar kriteria, serta prediksi menggunakan *Machine Learning*. Analisis dilakukan terhadap keterlibatan mahasiswa dalam *E-Learning*, termasuk frekuensi kunjungan, penyelesaian kuis, pengumpulan tugas, serta aktivitas menonton video. Hasil regresi linear dan validasi silang digunakan untuk mengevaluasi hubungan antara PreTest, keterlibatan mahasiswa, dan skor akhir. Perbandingan antar kriteria membantu mengidentifikasi faktor yang paling berpengaruh terhadap performa akademik. Prediksi menggunakan *Machine Learning* bertujuan untuk mengembangkan model yang dapat mengoptimalkan sistem pembelajaran adaptif, sehingga dapat meningkatkan efektivitas pembelajaran berbasis digital.

4.1. Analisis Statistik Keterlibatan dan Performa Mahasiswa dalam Lingkungan *E-Learning*

Analisis statistik deskriptif terhadap metrik keterlibatan mahasiswa menunjukkan adanya variabilitas yang signifikan dalam pola pembelajaran, yang berdampak pada hasil akademik akhir. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1, nilai rata-rata mahasiswa ($M = 72,93$, $SD = 22,98$) menunjukkan tingkat keberhasilan akademik yang moderat, dengan rentang skor yang luas dari 14,00 hingga 97,20. Secara khusus, skor PreTest ($M = 73,38$, $SD = 15,32$) menunjukkan korelasi yang tinggi dengan skor akhir, menegaskan bahwa pengetahuan awal memiliki nilai prediktif yang kuat terhadap performa akademik. Temuan ini sejalan dengan penelitian oleh A. Fauzi et al [23] yang menunjukkan bahwa skor *pre-test* memiliki korelasi yang signifikan terhadap hasil akhir dalam pembelajaran berbasis digital.

Frekuensi kunjungan ke platform ($M = 309,75$, $SD = 151,73$) dan penayangan video ($M = 30,70$, $SD = 21,77$) menunjukkan bahwa interaksi aktif dengan materi pembelajaran berperan penting dalam pencapaian akademik. Namun, *File View Rate* ($M = 0,58$, $SD = 0,24$) dan *Video View Rate* ($M = 0,31$, $SD = 0,20$) yang relatif rendah mengindikasikan bahwa mengakses materi pembelajaran saja, tanpa keterlibatan yang berkelanjutan, tidak menjamin kesuksesan akademik. Penelitian oleh A. S. Lestari et al [24] juga menyoroti bahwa kuantitas akses terhadap materi tidak selalu berkorelasi dengan pemahaman yang lebih baik, melainkan keterlibatan aktif seperti partisipasi dalam diskusi dan asesmen yang lebih menentukan keberhasilan akademik. Selain itu, meskipun *Online Quiz Completions* ($M = 0,86$, $SD = 0,34$) memiliki hubungan yang kuat dengan hasil akademik, *Homework Submit* ($M = 11,02$, $SD = 1,57$) menunjukkan variabilitas yang lebih rendah, yang mengindikasikan bahwa asesmen formatif berbasis kuis lebih efektif dalam mengukur pemahaman mahasiswa dibandingkan tugas rumah. Diskusi ini sejalan dengan hasil penelitian oleh Yusnia [25], yang menyimpulkan bahwa evaluasi berbasis kuis interaktif lebih efektif dalam mengukur tingkat pemahaman dibandingkan tugas yang lebih pasif seperti membaca atau mengerjakan pekerjaan rumah.

Table 1. Hasil Statistik Performa Mahasiswa pada *E-Learning*

	Visit	File Views	File View Rate	Videos Views	VideoViewRate	Homework Submit	Homework Submit Rate	Online Quiz Completions	Online Quiz Completion Rate	Forum Participation Rate	Pre Test	SCORE
count	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0	37,0
mean	309.76	26.35	584,0	45868,0	312,0	45727,0	997,0	865,0	865,0	468,0	73.38	72.93
std	151.74	16.52	248,0	21.77	205,0	1.57	164,0	347,0	347,0	215,0	15.32	22.99
min	56,0	1,0	417,0	0,0	0,0	9,0	0.9	0,0	0,0	0,0	30,0	14,0
25%	190,0	12,0	4167,0	13,0	1667,0	10,0	1,0	1,0	1,0	3333,0	65,0	67.5

	Visit	File Views	File View Rate	Videos Views	VideoViewRate	Homework Submit	Homework Submit Rate	Online Quiz Completions	Online Quiz Completion Rate	Forum Participation Rate	Pre Test	SCORE
50%	287,0	21,0	5833,0	30,0	0.25	10,0	1,0	1,0	1,0	3333,0	75,0	77.5
75%	427,0	39,0	6667,0	42,0	4583,0	11,0	1,0	1,0	1,0	6667,0	85,0	90.5
max	619,0	61,0	1,0	84,0	7083,0	15,0	1,0	1,0	1,0	1,0	95,0	97.2

Tinjauan lebih mendalam terhadap distribusi faktor keterlibatan menunjukkan adanya disparitas dalam partisipasi mahasiswa. *Forum Participation Rate* ($M = 0,46$, $SD = 0,21$) menunjukkan tingkat keterlibatan yang moderat, dengan nilai maksimum 1,00, yang menunjukkan bahwa sebagian mahasiswa memanfaatkan diskusi interaktif secara optimal, sementara sebagian lainnya tetap pasif. Menariknya, *FileViewRate* maksimum (1,00) dan *Online Quiz Completion Rate* maksimum (1,00) menunjukkan bahwa kelompok mahasiswa tertentu sepenuhnya memanfaatkan sumber daya digital, yang berkorelasi dengan skor akhir yang lebih tinggi. Standar deviasi yang tinggi dalam penyelesaian kuis ($SD = 0,34$) dibandingkan dengan pengumpulan tugas ($SD = 1,57$) menunjukkan bahwa asesmen yang terintegrasi dalam sistem pembelajaran lebih dapat diandalkan dalam mengukur keterlibatan mahasiswa. Temuan ini mengindikasikan bahwa platform pendidikan harus lebih menekankan pada konten interaktif, asesmen berbasis permainan (*gamified assessments*), serta strategi pembelajaran adaptif untuk meningkatkan keterlibatan mahasiswa dan mengoptimalkan hasil akademik. Hal ini konsisten dengan penelitian oleh E. E. Putri et al. [26], yang menemukan bahwa strategi pembelajaran berbasis permainan dapat meningkatkan motivasi dan keterlibatan mahasiswa dalam lingkungan digital. Selain itu, penelitian oleh Q. Zhang et al [27] menunjukkan bahwa platform pembelajaran yang menggunakan sistem rekomendasi berbasis data untuk menyesuaikan pengalaman belajar secara adaptif memiliki dampak positif terhadap hasil akademik mahasiswa. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat temuan-temuan sebelumnya sekaligus memberikan perspektif baru dalam pemanfaatan *E-Learning* sebagai sarana pembelajaran yang lebih efektif berbasis data.

4.2. Pengaruh Metrik Keterlibatan terhadap Kinerja Mahasiswa dalam Lingkungan *E-Learning*

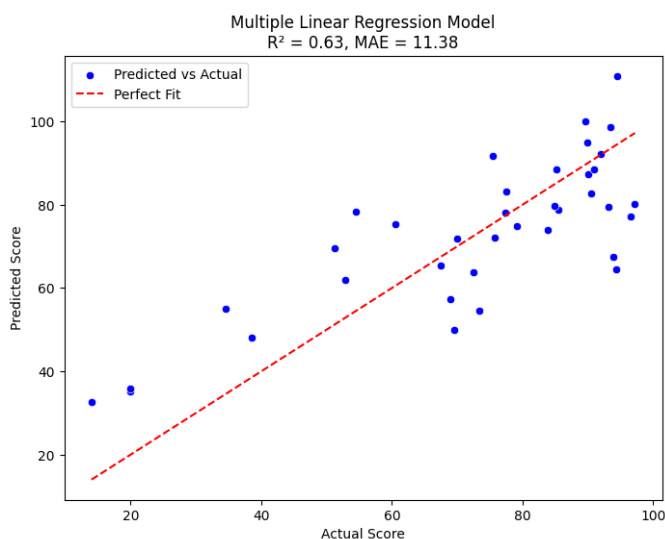
Tahapan ini merupakan pendekatan untuk memodelkan hubungan antara nilai mahasiswa dengan beberapa kriteria *E-Learning* yang ditunjukkan pada Tabel 2. Hasil analisis regresi linear berganda menunjukkan bahwa skor PreTest (0,56) dan penyelesaian kuis daring (*Online Quiz Completions*) (14,69) merupakan prediktor terkuat terhadap kinerja akademik mahasiswa, dengan korelasi yang tinggi terhadap skor akhir. Hal ini menunjukkan bahwa mahasiswa yang memiliki pemahaman dasar yang kuat sebelum perkuliahan dimulai cenderung memperoleh hasil akademik yang lebih baik, sehingga menegaskan pentingnya asesmen diagnostik awal untuk mengidentifikasi tingkat pemahaman mahasiswa sejak awal. Temuan ini sejalan dengan penelitian oleh L. S. Chikileva et al [28], yang menunjukkan bahwa skor *pre-test* memiliki korelasi positif terhadap pencapaian akademik dalam pembelajaran berbasis digital. Penelitian oleh Moubayed et al. [29] mengungkapkan bahwa tingkat keterlibatan awal dalam sistem pembelajaran daring dapat memprediksi keberhasilan akademik secara signifikan. Selain itu, *Online Quiz Completions* memiliki koefisien positif tertinggi, yang mengindikasikan bahwa partisipasi aktif dalam kuis secara signifikan meningkatkan hasil pembelajaran mahasiswa. Penelitian oleh Muh. R. Mattawang [30] menunjukkan bahwa mahasiswa yang secara aktif berpartisipasi dalam aktivitas berbasis kuis memiliki peluang lebih tinggi untuk memperoleh nilai akademik yang lebih baik. Sebaliknya, *HomeworkSubmit* (-0,95) dan *Videos Views* (-0,08) menunjukkan korelasi yang lemah atau negatif, yang menyiratkan bahwa keterlibatan pasif, seperti sekadar menonton video atau mengumpulkan tugas tanpa partisipasi aktif, tidak cukup untuk mendorong kesuksesan akademik.

Table 2. Performa Model Mahasiswa

Kriteria	Koefisien
Pre Test	0.563619
HomeworkSubmit	-0.951754
Visit	0.081035
VideosView	-0.083012
OnlineQuizCompletions	14.698671
ForumParticipationRate	7.073389

Model regresi linear yang digunakan menghasilkan nilai R^2 sebesar 0.63, yang menunjukkan bahwa sekitar 63% variasi skor akhir dapat dijelaskan oleh faktor keterlibatan yang dipilih. Nilai *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 11.38 menunjukkan bahwa terdapat faktor eksternal lain, seperti kebiasaan belajar, motivasi, dan dukungan akademik eksternal, yang juga dapat memengaruhi hasil belajar mahasiswa. Korelasi positif *Forum Participation Rate* (7,07) menegaskan pentingnya lingkungan pembelajaran interaktif, di mana diskusi dan keterlibatan dalam forum dengan rekan sejawat berkontribusi terhadap pemahaman konseptual yang lebih mendalam. Penelitian oleh A. A. Gasmi et al. [31] mendukung temuan ini dengan menunjukkan bahwa partisipasi aktif dalam forum diskusi daring dapat meningkatkan keterlibatan dan pemahaman konsep secara signifikan. Gambar 3 menunjukkan penyebaran data antara skor aktual dan skor prediksi dalam model regresi linear. Sebagian besar titik data tersebar di sekitar garis regresi merah putus-putus, yang menunjukkan bahwa model dapat memprediksi skor dengan tingkat akurasi yang cukup baik. Namun, terdapat dispersi data yang cukup besar, terutama pada rentang skor tinggi dan rendah, yang mengindikasikan bahwa model tidak sepenuhnya mampu menangkap semua variasi dalam data. Penelitian oleh H. Lestari et al [32] menemukan pola serupa, di mana prediksi model terhadap mahasiswa dengan skor akademik tertinggi dan terendah memiliki ketidakpastian yang lebih besar dibandingkan dengan mahasiswa dengan skor sedang.

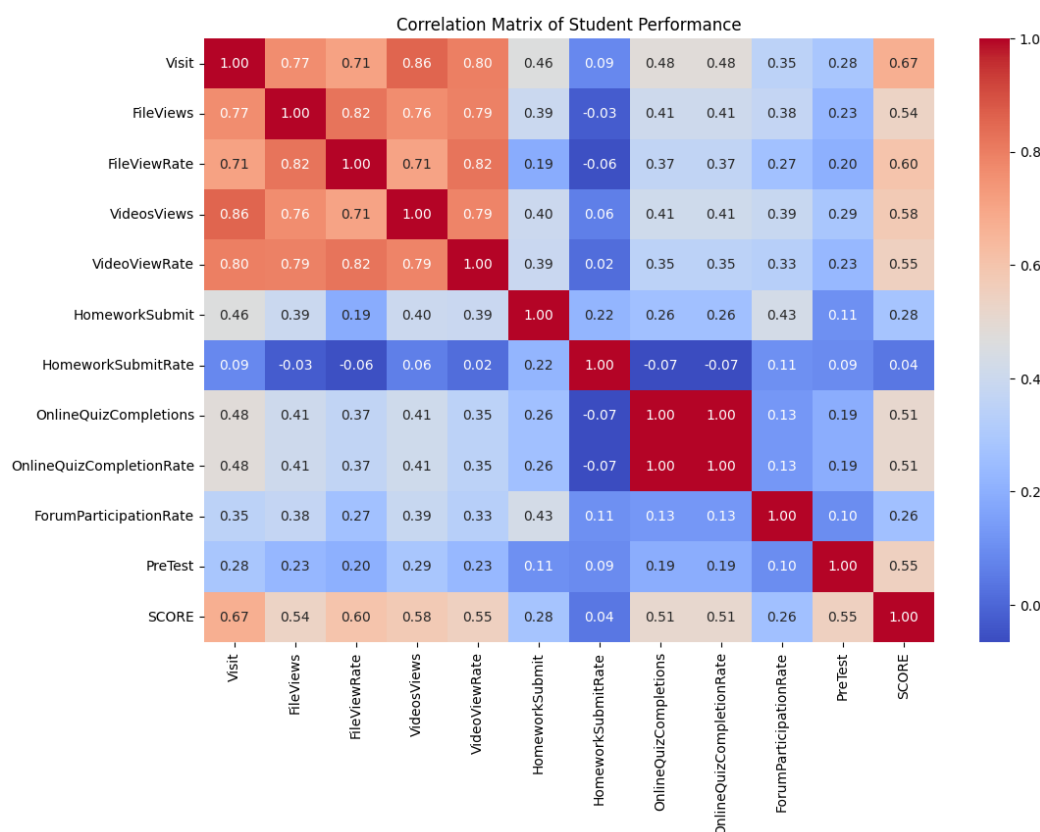
Secara keseluruhan, temuan ini menegaskan bahwa keterlibatan aktif dalam berbagai bentuk aktivitas *E-Learning*, seperti penyelesaian kuis dan partisipasi dalam forum, memiliki dampak positif yang signifikan terhadap kinerja akademik mahasiswa. Sebaliknya, keterlibatan pasif tidak memberikan kontribusi yang berarti terhadap pencapaian akademik. Oleh karena itu, strategi pembelajaran yang mendorong partisipasi aktif dan interaksi antar mahasiswa perlu diutamakan dalam desain lingkungan *E-Learning* untuk meningkatkan hasil belajar.



Gambar 3. Prediksi Regresi Linear

4.3. Peran Keterlibatan Mahasiswa dalam Memprediksi Kinerja Akademik di Lingkungan *E-Learning*

Bagian ini membahas tentang peran keterlibatan mahasiswa dalam memprediksi kinerja akademik di *E-Learning* melalui matriks korelasi yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Korelasi Matrix dari Performa Mahasiswa

Analisis terhadap performa mahasiswa dalam sistem *E-Learning* menunjukkan bahwa keterlibatan di platform merupakan faktor utama yang memengaruhi keberhasilan akademik. Di antara berbagai faktor, jumlah kunjungan ke platform (0,67) memiliki korelasi tertinggi dengan skor akhir, yang menunjukkan bahwa frekuensi interaksi dengan materi pembelajaran berkontribusi secara signifikan terhadap pencapaian akademik. Temuan ini sejalan dengan penelitian oleh M. Firat et al. [33], yang menemukan bahwa intensitas kunjungan ke sistem *E-Learning* berkorelasi erat dengan hasil akademik mahasiswa. Demikian pula, penelitian oleh M. Murray [34] mengungkapkan bahwa mahasiswa yang lebih sering mengakses platform pembelajaran daring cenderung memiliki nilai akhir yang lebih tinggi dibandingkan dengan mahasiswa yang kurang aktif.

Pada tingkat akses terhadap file (*File ViewRate*) (0,60) dan keterlibatan dalam video pembelajaran (0,58) menunjukkan hubungan positif yang kuat, mengindikasikan bahwa mahasiswa yang aktif mengonsumsi konten pembelajaran cenderung memperoleh hasil akademik yang lebih baik. Penelitian oleh Gašević et al. [35] juga mendukung temuan ini dengan menunjukkan bahwa mahasiswa yang sering mengakses materi pembelajaran, termasuk file dan video, cenderung lebih sukses dalam lingkungan *E-Learning*. Selain itu, skor *PreTest* (0,55) menunjukkan bahwa mahasiswa dengan pengetahuan awal yang lebih kuat cenderung memiliki performa akademik yang lebih tinggi, sehingga menegaskan pentingnya asesmen diagnostik awal untuk mengidentifikasi mahasiswa yang berisiko mengalami kesulitan dalam pembelajaran.

Sebaliknya, indikator pembelajaran tradisional seperti pengumpulan tugas (*Homework Submit*) (0,28) dan partisipasi dalam forum (*Forum Participation Rate*) (0,26) menunjukkan korelasi yang lebih lemah, yang mengindikasikan bahwa keterlibatan pasif saja tidak cukup untuk mencapai performa akademik yang optimal. Penelitian oleh T. M. S. Manurung et al. [36] menemukan bahwa diskusi pasif dalam forum dan tugas yang hanya bersifat administratif tidak selalu berkontribusi signifikan terhadap pencapaian akademik mahasiswa. Pengaruh kuis yang lebih tinggi dibandingkan tugas (0,51 vs. 0,28) menegaskan bahwa asesmen formatif lebih efektif dalam memperkuat pemahaman mahasiswa dibandingkan tugas konvensional.

Secara keseluruhan, temuan ini menegaskan bahwa keterlibatan aktif dalam berbagai bentuk aktivitas *E-Learning* memiliki dampak positif yang signifikan terhadap kinerja akademik mahasiswa. Sebaliknya, keterlibatan pasif tidak memberikan kontribusi yang berarti terhadap pencapaian akademik. Oleh karena itu, strategi pembelajaran yang mendorong partisipasi aktif dan interaksi antar mahasiswa perlu diutamakan dalam desain lingkungan *E-Learning* untuk meningkatkan hasil belajar.

4.4 Rekomendasi

Berdasarkan hasil temuan dalam penelitian ini, pihak manajemen akademik perlu mengoptimalkan strategi pembelajaran *E-Learning* dengan meningkatkan keterlibatan aktif mahasiswa dalam berbagai aspek pembelajaran. Pertama, sistem pembelajaran daring harus dirancang agar lebih mendorong interaksi aktif mahasiswa, mengingat jumlah kunjungan ke platform dan akses terhadap materi memiliki korelasi yang signifikan terhadap pencapaian akademik. Penelitian oleh Moubayed et al. [29] menunjukkan bahwa peningkatan keterlibatan mahasiswa dalam platform *E-learning* berhubungan positif dengan peningkatan kinerja akademik mereka. Kedua, asesmen formatif seperti kuis daring dan diskusi interaktif perlu lebih dioptimalkan, karena hasil penelitian menunjukkan bahwa partisipasi dalam kuis lebih efektif dalam meningkatkan pemahaman dibandingkan dengan tugas konvensional. Oleh karena itu, sistem *adaptive learning* berbasis *Artificial Intelligence* (AI) yang menyesuaikan tingkat kesulitan kuis dengan kemampuan mahasiswa dapat diterapkan untuk meningkatkan efektivitas evaluasi akademik. Selain itu, forum diskusi yang selama ini menunjukkan korelasi rendah terhadap performa akademik dapat lebih dimanfaatkan dengan mengadopsi *strategi peer review* dan diskusi berbasis proyek, sehingga mahasiswa tidak hanya berpartisipasi pasif tetapi juga aktif dalam mengembangkan pemahaman mereka melalui interaksi kolaboratif.

5. Simpulan

Hasil penelitian ini menjelaskan peran krusial keterlibatan aktif dalam lingkungan *E-Learning*. Skor *PreTest* dan penyelesaian kuis daring muncul sebagai prediktor terkuat terhadap performa akademik akhir, yang menunjukkan bahwa mahasiswa dengan pengetahuan dasar yang lebih baik dan keterlibatan yang lebih sering dalam asesmen formatif cenderung mencapai skor yang lebih tinggi. Menariknya, indikator pembelajaran tradisional seperti pengumpulan tugas dan penayangan video menunjukkan korelasi yang lebih lemah, yang mengindikasikan bahwa partisipasi pasif saja tidak cukup untuk mencapai keberhasilan akademik. Temuan ini mendukung pergeseran menuju strategi pembelajaran berbasis asesmen interaktif, yang mendorong keterlibatan yang lebih mendalam.

Meskipun model regresi yang digunakan mampu menjelaskan 63% variabilitas skor mahasiswa, masih terdapat faktor lain, seperti motivasi, manajemen waktu, dan dukungan eksternal, yang dapat memengaruhi kinerja akademik. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya perlu mengintegrasikan log aktivitas *E-Learning*, data perilaku mahasiswa, serta sistem rekomendasi berbasis kecerdasan buatan (AI) guna meningkatkan akurasi model prediksi dan memperbaiki pengalaman pembelajaran yang lebih personalisasi. Penerapan intervensi pembelajaran berbasis data diharapkan dapat memainkan peran penting dalam membentuk masa depan *E-Learning*, dengan meningkatkan keterlibatan mahasiswa, mengoptimalkan materi pembelajaran, serta mendukung pendidik dalam menghadirkan strategi pendidikan digital yang lebih efektif.

Daftar Referensi

- [1] S. Hana and A. Wibawa, "E-Learning Telah Menjadi Platform Pembelajaran Yang Dominan di Era Society 5.0," *Jurnal Inovasi Teknologi dan Edukasi Teknik*, vol. 2, no. 10, pp. 481–491, Oct. 2022, doi: 10.17977/um068v2i102022p481-491.
- [2] U. Manav, R. Gupta, and R. Kamra, "Optimized Lms: a Solution to Online Learning in Covid-19," *International Journal of Innovative Research in Computer Science & Technology*, vol. 8, no. 3, pp. 144–147, May 2020, doi: <https://doi.org/10.21276/ijrcst.2020.8.3.20>.
- [3] Z. Zahid, M. A. Zahoor, F. Khan, and E. Ali, "LMS NUST concurrent session impact and solution," in 2016 13th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST), IEEE, Jan. 2016, pp. 305–311. Accessed: Jan. 30, 2025. [Online].

- Available: <https://doi.org/10.1109/ibcast.2016.7429895>
- [4] A. S. Ajiatmojo, "Penggunaan E-learning Pada Proses Pembelajaran Daring," *TEACHING : Jurnal Inovasi Keguruan dan Ilmu Pendidikan*, vol. 1, no. 3, pp. 229–235, Sep. 2021, doi: 10.51878/teaching.v1i3.525.
 - [5] A. K. Ahmad, Sumarni, K. M. Rahayu, and S. Lisnawati, "Pembelajaran Berbasis E-Learning di Madrasah Dalam Peningkatan Kualitas Pendidikan: Kasus MTsN Al Azhar," *EDUKASI: Jurnal Penelitian Pendidikan Agama dan Keagamaan*, vol. 21, no. 3, pp. 275–289, Dec. 2023, doi: 10.32729/edukasi.v21i3.1572.
 - [6] S. Maloney et al., "Using LMS Log Data to Explore Student Engagement with Coursework Videos," *Online Learning (OLJ)*, vol. 26, no. 4, pp. 399–423, Dec. 2022, doi: 10.24059/olj.v26i4.2998.
 - [7] M. Hussain, W. Zhu, W. Zhang, and S. M. R. Abidi, "Student Engagement Predictions in an e-Learning System and Their Impact on Student Course Assessment Scores," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2018, pp. 1–21, Oct. 2018, doi: 10.1155/2018/6347186.
 - [8] N. A. Johar, S. N. Kew, Z. Tasir, and E. Koh, "Learning Analytics on Student Engagement to Enhance Students' Learning Performance: A Systematic Review," *Sustainability*, vol. 15, no. 10, pp. 7849–7874, May 2023, doi: 10.3390/su15107849.
 - [9] B. Hollister, P. Nair, S. Hill-Lindsay, and L. Chukoskie, "Engagement in Online Learning: Student Attitudes and Behavior During COVID-19," *Frontiers in Education*, vol. 7, pp. 1–16, May 2022, doi: 10.3389/educ.2022.851019.
 - [10] B. C. E. Oguguo, F. A. Nannim, J. J. Agah, C. S. Ugwuanyi, C. U. Ene, and A. C. Nzeadibe, "Effect of learning management system on Student's performance in educational measurement and evaluation," *Education and Information Technologies*, vol. 26, no. 2, pp. 1471–1483, Sep. 2020, doi: 10.1007/s10639-020-10318-w.
 - [11] Y. Yang, W. Nie, W. Zheng, and C. Qiao, "Analyzing the Correlation between Seat Selection, Seat Change, and Academic Performance among University Students," *Authorea, Inc.*, Sep. 2020, pp. 1–16. Accessed: Jan. 30, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.22541/au.160122424.40554421>
 - [12] A. Muslem, U. Kasim, F. Mustafa, S. S. Fitriani, and M. Rahmi, "The Correlation Between the Use of Online Learning Platforms and Undergraduate Students' Self-Efficacy," *Journal of Language and Education*, vol. 10, no. 1, pp. 83–100, Mar. 2024, doi: 10.17323/jle.2024.17606.
 - [13] N. P. R. Arnani and A. Fitri, "Interaksi Mahasiswa pada Pembelajaran Jarak Jauh," *Indo-MathEdu Intellectuals Journal*, vol. 5, no. 1, pp. 1159–1171, Feb. 2024, doi: 10.54373/imeij.v5i1.774.
 - [14] W. Anggraeni, D. Wahyudin, and S. Mulyani, "Pengaruh Model Discovery Learning Berbantuan Komik Digital Flip Book dalam Upaya Meningkatkan Hasil Belajar IPS di Sekolah Dasar," *FONDATIA*, vol. 7, no. 3, pp. 731–746, Sep. 2023, doi: 10.36088/fondatia.v7i3.3886.
 - [15] D. Irawan and Y. Setiawan, "Analisis Interaksi Pembelajaran Online Siswa dan Guru Melalui Google Classroom: English for Learner," *Edu Cendikia: Jurnal Ilmiah Kependidikan*, vol. 1, no. 2, pp. 74–80, Nov. 2021, doi: 10.47709/educendikia.v1i2.1167.
 - [16] A. H. Nabila, H. H. Mahendra, and F. F. Pratama, "Analisis Interaksi Sosial Dalam Pembelajaran Siswa Kelas v Sdn Cilamajang," *ELEMENTARY: Jurnal Inovasi Pendidikan Dasar*, vol. 4, no. 4, pp. 203–209, Oct. 2024, doi: 10.51878/elementary.v4i4.3305.
 - [17] N. Marjaya, I.G.A. Wesnawa, and G.A. Yuniarta, "Pengaruh Pemberian Konten Media Online Dalam Pembelajaran Ekonomi Terhadap Motivasi Belajar Dan Hasil Belajar," *Jurnal Pendidikan IPS Indonesia*, vol. 5, no. 2, pp. 129–140, Nov. 2021, doi: 10.23887/pips.v5i2.428.
 - [18] S. S. Kusumawardani and Syukron Abu Ishaq Alfarozi, "Kajian Penggunaan Data Log Mahasiswa untuk Berbagai Permasalahan Analisis Pembelajaran," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 9, no. 4, pp. 365–374, Dec. 2020, doi: 10.22146/jnteti.v9i4.779.
 - [19] A. Traxler, A. Gavrin, and R. Lindell, "Networks identify productive forum discussions," *Physical Review Physics Education Research*, vol. 14, no. 2, pp. 1–4, Sep. 2018, doi: 10.1103/physrevphyseduces.14.020107.
 - [20] M. Ardianti, O. D. Nurhayati, and B. Warsito, "Model Prediksi Kinerja Siswa Berdasarkan Data Log LMS Menggunakan Ensemble Machine Learning," *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 12, no. 3, pp. 562–571, Jan. 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v12i3.59816.

- [21] S. A. Rajagukguk, "Tinjauan Pustaka Sistematis: Prediksi Prestasi Belajar Peserta Didik Dengan Algoritma Pembelajaran Mesin," *Jurnal Sains, Nalar, dan Aplikasi Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, pp. 22–32, Aug. 2021, doi: 10.20885/snati.v1i1.4.
- [22] S. A. A. Kharis and A. H. A. Zili, "Learning Analytics dan Educational Data Mining pada Data Pendidikan," *Jurnal Riset Pembelajaran Matematika Sekolah*, vol. 6, no. 1, pp. 12–20, Mar. 2022, doi: 10.21009/jrpms.061.02.
- [23] A. Fauzi, A. Nikmah Rahmatih, and L. Feni Haryati, "Analisis Efektivitas Model Pembelajaran Blended Learning Ditinjau Dari Hasil Belajar Geometri Mahasiswa Guru Sekolah Dasar," *Journal of Elementary Education*, vol. 05, no. 01, pp. 43–52, Jan. 2022, doi: <https://doi.org/10.22460/collase.v5i1.9962>.
- [24] A. S. Lestari, "Analysis of the Implementation of e-Learning in Stain Sultan Qaimuddin Kendari Southeast Sulawesi," *International Journal of Information and Education Technology*, vol. 6, no. 6, pp. 453–456, 2016, doi: 10.7763/ijiet.2016.v6.731.
- [25] Y. F. Ilmi, "Efektivitas Penggunaan Aplikasi Quizizz Sebagai Kuis Interaktif Terhadap Kemampuan Kognitif Dan Motivasi Belajar Mahasiswa," *Progress: Jurnal Pendidikan, Akuntansi dan Keuangan*, vol. 6, no. 1, pp. 15–23, Mar. 2023, doi: 10.47080/progress.v6i1.2507.
- [26] E. E. Putri, S. Purwandari, and P. M. Triana, "Meningkatkan Keterampilan Berbicara Bahasa Jawa melalui Permainan Dolanan Anak," *Asatiza: Jurnal Pendidikan*, vol. 5, no. 1, pp. 110–118, Jan. 2024, doi: 10.46963/asatiza.v5i1.1406.
- [27] Q. Zhang, J. Lu, and G. Zhang, "Recommender Systems in E-learning," *Journal of Smart Environments and Green Computing*, vol. 1, pp. 76–89, 2021, doi: <http://dx.doi.org/10.20517/jsegc.2020.06>.
- [28] L. S. Chikileva, A. A. Chistyakov, M. V. Busygina, A. I. Prokopyev, E. V. Grib, and D. N. Tsvetkov, "A review of empirical studies examining the effects of e-learning on university students' academic achievement," *Contemporary Educational Technology*, vol. 15, no. 4, pp. 1–14, Oct. 2023, doi: 10.30935/cedtech/13418.
- [29] A. Moubayed, M. Injadat, A. Shami, and H. Lutfiyya, "Relationship Between Student Engagement and Performance in E-Learning Environment Using Association Rules," in 2018 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE), IEEE, Mar. 2018, pp. 1–6. Accessed: Feb. 06, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/edunine.2018.8451005>
- [30] Muh. R. Mattawang and E. Syarif, "Dampak Penggunaan Kahoot Sebagai Platform Gamifikasi Dalam Proses Pembelajaran," *Journal of Learning and Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 33–42, Jun. 2023, doi: 10.33830/jlt.v2i1.5843.
- [31] A. A. Gasmi, "Through the Lens of Students: How Online Discussion Forums Affect Students' Learning," *International Journal of Technology in Education*, vol. 5, no. 4, pp. 669–684, Oct. 2022, doi: 10.46328/ijte.291.
- [32] H. Lestari, A. Irma Purnamasari, and T. Suprpti, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma C4.5 Untuk Prediksi Prestasi Belajar Siswa Di Mts Yamuallim Panongan," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 1992–1999, Apr. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8312.
- [33] M. Firat, A. Öztürk, İ. Güneş, E. Çolak, M. Beyaz, and K. Büyük, "How e-learning engagement time affects academic achievement in e-learning environments. A large-scale study of open and distance learners," *Open Praxis*, vol. 11, no. 2, p. 129, Jun. 2019, doi: 10.5944/openpraxis.11.2.920.
- [34] M. Murray et al., "Association Between E-learning System Usage and Medical Student Academic Performance at the Kilimanjaro Christian Medical University College in Moshi, Tanzania," *MedEdPublish*, vol. 9, no. 1, pp. 1–12, 2020, doi: 10.15694/mep.2020.000278.1.
- [35] D. Gašević, S. Dawson, T. Rogers, and D. Gasevic, "Learning analytics should not promote one size fits all: The effects of instructional conditions in predicting academic success," *The Internet and Higher Education*, vol. 28, pp. 68–84, Jan. 2016, doi: 10.1016/j.iheduc.2015.10.002.
- [36] T. M. S. Manurung, "Pengaruh Motivasi dan Perilaku Belajar Terhadap Prestasi Akademik Mahasiswa," *JAS-PT Jurnal Analisis Sistem Pendidikan Tinggi*, vol. 1, no. 1, p. 17, Oct. 2017, doi: 10.36339/jaspt.v1i1.36.