



OPTIMALISASI LITERASI MATEMATIS MAHASISWA CALON GURU BERDASARKAN NILAI UJIAN MASUK: PENDEKATAN PREDIKTIF DAN KLASIFIKASI

Kurnia Putri Sepdikasari Dirgantoro¹, Dadan Dasari², Al Jupri^{3*}

^{1,2,3} Prodi Doktor Pendidikan Matematika, Sekolah Pascasarjana, Universitas Pendidikan Indonesia,
Jl. Dr. Setiabudi No. 229 Bandung, 40154, Jawa Barat, Indonesia

¹ Jurusan Pendidikan Matematika, Fakultas Pendidikan, Universitas Pelita Harapan
Jl. M.H. Thamrin Boulevard No.1100, Tangerang, 15811, Banten, Indonesia

e-mail: ¹kurnia.dirgantoro@upi.edu, ²dadan.dasari@upi.edu, ^{3*}aljupri@upi.edu

*Penulis Korespondensi

Diserahkan: 07-04-2025; Direvisi: 05-05-2025; Diterima: 02-06-2025

Abstrak: Literasi matematis merupakan keterampilan penting bagi mahasiswa calon guru dalam membangun pemahaman matematika yang mendalam dan aplikatif bagi siswa di masa depan. Oleh karena itu, penting untuk menelusuri faktor-faktor awal yang berkontribusi terhadap kemampuan literasi matematis mahasiswa, salah satunya melalui analisis nilai ujian masuk. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi literasi matematis mahasiswa berdasarkan nilai ujian saringan masuk serta melakukan klasifikasi mahasiswa berdasarkan kesamaan kemampuan akademik mereka. Data yang digunakan meliputi nilai ujian masuk pada mata pelajaran matematika, bahasa Indonesia, bahasa Inggris, serta APM (Analisis Potensi Mental) dan skor literasi matematis. Metode regresi linear dipilih untuk mengembangkan model prediksi literasi matematis. Selain itu, metode *clustering* K-means, diterapkan untuk mengelompokkan mahasiswa berdasarkan nilai ujian masuk. Hasil penelitian menunjukkan bahwa skor matematika dan APM memberikan kontribusi signifikan dalam memprediksi literasi matematis. Selanjutnya, analisis *clustering* menghasilkan beberapa kelompok mahasiswa dengan karakteristik akademik yang berbeda, yang memungkinkan pendekatan pembelajaran yang lebih spesifik dan efektif. Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa model prediktif dan klasifikasi berdasarkan nilai ujian masuk dapat menjadi alat bantu yang bermanfaat untuk mengidentifikasi kebutuhan belajar mahasiswa secara lebih tepat dalam mengembangkan literasi matematis calon guru.

Kata Kunci: *clustering*; literasi matematis; mahasiswa calon guru; orange data mining; ujian saringan masuk

Abstract: Mathematical literacy is a critical skill for pre-service teachers to build a profound and practical understanding of mathematics for future students. Therefore, it is crucial to trace the initial factors that contribute to students' mathematical literacy skills, one of which is through the analysis of entrance exam scores. This study, involving 238 pre-service teachers, aims to develop a predictive model of their mathematical literacy based on entrance exam scores and classify them according to their academic ability similarities. The data include scores from Mathematics, Indonesian, English, and Mental Potential Analysis (MPA) entrance exams, as well as mathematical literacy scores. Linear regression was used to develop the predictive model, while K-means clustering was applied to group students based on entrance scores. Results indicated that mathematics and MPA scores significantly contribute to predicting mathematical literacy. The clustering analysis identified several groups with distinct academic characteristics, allowing for more targeted and effective learning approaches. The findings suggest that predictive and classification models based on entrance exam scores can be valuable tools in accurately identifying students' learning needs to improve pre-service teachers' mathematical literacy.

Keywords: *clustering*; mathematical literacy; prospective teachers; orange data mining; exam entrance



Kutipan: Dirgantoro, K. P. S., Dasari, D., & Jupri, A. (2025). Optimalisasi Literasi Matematis Mahasiswa Calon Guru Berdasarkan Nilai Ujian Masuk: Pendekatan Prediktif dan Klasifikasi. *JP2M (Jurnal Pendidikan dan Pembelajaran Matematika)*, Vol. 11 No 2., (769-785). <https://doi.org/10.29100/jp2m.v11i2.7646>



Pendahuluan

OECD (2023) menyatakan bahwa literasi matematis adalah kapasitas individu untuk bernalar secara matematis dan merumuskan, menggunakan, dan menginterpretasikan matematika untuk memecahkan masalah dalam berbagai konteks dunia nyata yang mencakup konsep, prosedur, fakta, dan alat untuk mendeskripsikan, menjelaskan, dan memprediksi fenomena. Literasi matematis membantu individu untuk mengetahui peran matematika di dunia dan membuat penilaian dan keputusan yang dibutuhkan oleh warga negara abad ke-21 yang konstruktif, terlibat, dan reflektif. Dari definisi dan pernyataan tersebut dapat disimpulkan bahwa literasi matematis merupakan kemampuan dasar dan penting yang diperlukan individu untuk dapat hidup di era saat ini. Dengan literasi matematis, individu dapat mengembangkan pemahaman yang lebih dalam tentang bagaimana matematika digunakan dalam kehidupan sehari-hari (Serin, 2023), baik dalam konteks pribadi maupun profesional (Bolstad, 2023). Hal ini sangat berkaitan dengan kemampuan untuk merumuskan dan memecahkan masalah. Keterampilan pemecahan masalah matematika sangat penting untuk menavigasi kompleksitas kehidupan modern dan mengembangkan kompetensi abad ke-21 (Szabo *et al.*, 2020). Oleh karena itu, penting bagi pendidikan untuk memberikan perhatian yang cukup pada pengembangan literasi matematis agar individu dapat menjadi anggota masyarakat yang kompeten.

Dalam konteks pendidikan, guru sebagai ujung tombak di dalam kelas memiliki peran yang sangat penting dalam menentukan keberhasilan pendidikan melalui tugas fungsional dan kemampuan mereka untuk mengelola proses pembelajaran secara efektif (Buchari, 2018). Sebagai pendidik, guru memiliki tanggung jawab besar untuk tidak hanya mengajarkan materi pembelajaran, tetapi juga menciptakan lingkungan belajar yang positif (Trpin, 2023), mengembangkan keterampilan berpikir kritis, dan kemampuan literasi matematis pada siswa. Literasi matematis, yang mencakup kemampuan memahami, menganalisis, dan menerapkan konsep matematika dalam kehidupan sehari-hari, harus dimiliki oleh guru terlebih dahulu sebelum mereka mampu membimbing siswa secara efektif. Hasil penelitian menyatakan bahwa kompetensi guru memberikan pengaruh pada pencapaian kompetensi siswa (Dirgantoro, 2018; Podungge *et al.*, 2020). Dengan penguasaan literasi matematis yang baik, guru dapat menjembatani kesenjangan antara teori dan praktik, memberikan contoh-contoh konkret yang relevan, serta mengajarkan keterampilan analitis yang bermanfaat di berbagai bidang kehidupan.

Literasi matematis memainkan peran penting dalam aktivitas sehari-hari, pengelolaan keuangan, dan pemikiran kritis (Serin, 2023). Oleh sebab itu, literasi matematis idealnya diajarkan di semua mata pelajaran, seperti bahasa, sosial, hingga seni. Ini berarti, guru dari berbagai bidang studi lain pun perlu menguasai keterampilan ini. Jika guru memiliki literasi matematis yang memadai, mereka dapat membantu siswa melihat hubungan antara matematika dan bidang kehidupan lainnya (Omiralievna, 2024), memperkuat pemahaman siswa akan relevansi matematika, serta membantu mereka mengembangkan kemampuan berpikir kritis dan pemecahan masalah yang diperlukan untuk menghadapi tantangan di masa depan (Kabael & Baran, 2023).

Dalam konteks tersebut, artinya mahasiswa calon guru pun perlu memiliki literasi matematis yang kuat sebagai bekal untuk mengajarkan matematika secara bermakna dan kontekstual di masa depan. Literasi matematis merupakan kompetensi yang sangat penting karena menjadi fondasi utama dalam membimbing siswa untuk memahami dan menerapkan konsep matematika dalam berbagai konteks kehidupan nyata. Namun, penelitian menunjukkan bahwa banyak calon guru mengalami kesulitan dalam menghadapi soal-soal literasi matematis tingkat tinggi, yang mengindikasikan perlunya pelatihan yang

lebih baik (Yustitia *et al.*, 2020). Konsepsi calon guru tentang literasi matematis juga beragam, mencakup aspek matematika fungsional, pemecahan masalah, serta pemahaman konseptual (Genc & Erbas, 2019). Meskipun demikian, sebagian besar calon guru menyadari pentingnya penguasaan literasi matematis dan menunjukkan minat untuk terus belajar mengenai topik ini (Laitochová *et al.*, 2021). Temuan-temuan ini menekankan bahwa upaya peningkatan literasi matematis tidak dapat ditunda hingga calon guru memasuki dunia kerja, melainkan harus dimulai sejak masa pendidikan di perguruan tinggi. Pada tahap ini (perkuliahan), calon guru memiliki peluang besar untuk mengembangkan kompetensi literasi matematis secara sistematis dan mendalam sebagai bekal menjadi pendidik profesional yang efektif. Oleh karena itu, penguatan literasi matematis di kalangan mahasiswa calon guru perlu menjadi prioritas dalam kurikulum pendidikan guru, agar mereka mampu menjadi fasilitator pembelajaran matematika yang relevan dan bermakna bagi siswa.

Program penguatan literasi matematis di jenjang perkuliahan perlu dirancang secara serius dan menyeluruh, dengan mempertimbangkan berbagai aspek yang dapat mendukung pencapaian kompetensi yang diharapkan. Studi menyoroti perlunya kurikulum yang mengintegrasikan aplikasi praktis, metode pengajaran interaktif, dan teknologi untuk mengembangkan keterampilan berpikir kritis dan pemecahan masalah (Omiralievna, 2024). Tugas berbasis proyek dan siklus pemodelan telah menunjukkan hasil yang baik dalam meningkatkan pemahaman mahasiswa calon guru tentang literasi matematis, meskipun masih ada tantangan dalam memanfaatkan representasi visual secara efektif (Nguyen *et al.*, 2019). Dengan pendekatan yang tepat, mahasiswa calon guru akan lebih siap dan terampil dalam mengintegrasikan literasi matematis ke dalam pengajaran di kelas, sehingga memungkinkan mereka untuk mendidik siswa dengan cara yang relevan, aplikatif, dan inspiratif.

Beberapa penelitian telah menunjukkan bahwa berbagai faktor memengaruhi literasi matematis. Kemampuan akademis, yang diukur dengan skor tes, berkorelasi positif dengan literasi matematis (Tariq *et al.*, 2013). Kecerdasan memainkan peran dalam berpikir logis, yang penting untuk pemecahan masalah matematika (Isnani *et al.*, 2023). Motivasi, baik intrinsik maupun ekstrinsik, secara signifikan memprediksi pertumbuhan jangka panjang dalam prestasi matematika (Murayama *et al.*, 2013). Perbedaan gender pun telah diamati, dengan hasil laki-laki umumnya mengungguli perempuan dalam tes literasi matematis (Tariq *et al.*, 2013). Kecerdasan emosional dan efikasi diri emosional juga memengaruhi literasi matematis, terutama bagi siswa perempuan (Tariq *et al.*, 2013). Temuan ini menyoroti interaksi kompleks antara faktor kognitif, emosional, dan motivasi dalam mengembangkan literasi matematis. Artinya, meskipun kemampuan akademik dan kecerdasan memiliki kontribusi, faktor-faktor ini belum cukup menjelaskan sepenuhnya perbedaan tingkat literasi matematis yang ada di kalangan mahasiswa. Dengan demikian, diperlukan penelitian yang lebih mendalam untuk memahami faktor-faktor lain yang mungkin memengaruhi literasi matematis, sehingga dapat diperoleh gambaran yang lebih komprehensif.

Penelitian ini akan mengkaji prediksi kemampuan literasi matematis mahasiswa calon guru berdasarkan skor ujian saringan masuk, yang mencakup skor matematika, bahasa Indonesia, bahasa Inggris, dan APM (Analisis Potensi Mental). Dengan memanfaatkan data-data yang tersedia, penelitian bertujuan untuk memahami sejauh mana nilai-nilai tersebut dapat digunakan untuk memperkirakan tingkat literasi matematis mahasiswa. Di bidang pendidikan, teknik analisis prediktif, khususnya model regresi, telah menunjukkan potensi yang signifikan dalam menganalisis dan memperkirakan kinerja akademik di lingkungan pendidikan tinggi. Metode-metode ini dapat secara efektif memanfaatkan berbagai sumber data, termasuk informasi demografi, catatan akademik sebelumnya, dan metrik keterlibatan, untuk membuat model prediktif holistik (Jahagirdar *et al.*, 2023). Pendekatan berbasis regresi telah digunakan untuk mengidentifikasi parameter dan hubungan utama dalam data pendidikan (Ranjan & Ranjan, 2016). Sistem peringatan dini (EWS) yang dibangun dengan algoritma prediktif dapat memperingatkan pendidik tentang potensi risiko seperti kegagalan atau putus sekolah, yang memungkinkan intervensi tepat waktu (Liz-Domínguez *et al.*, 2019). Namun, masih ditemukan

tantangan dalam mengembangkan alat prediktif yang berlaku secara universal di berbagai metodologi pengajaran dan pembelajaran (Liz-Domínguez *et al.*, 2019). Meskipun terdapat keterbatasan ini, integrasi analisis prediktif dalam pendidikan tinggi terus berkembang dan memberikan wawasan yang berharga untuk meningkatkan hasil pembelajaran dan praktik pendidikan.

Selain itu, teknik klasifikasi seperti *clustering* juga akan digunakan dalam penelitian ini untuk mengelompokkan mahasiswa berdasarkan kesamaan karakteristik akademik mereka. Dengan mengelompokkan mahasiswa ke dalam kategori-kategori tertentu berdasarkan pola kemampuan mereka, maka pendekatan dalam pembelajaran dapat disesuaikan untuk memenuhi kebutuhan unik dari masing-masing kelompok. Pendekatan ini tidak hanya diharapkan dapat meningkatkan efektivitas pengajaran, tetapi juga membantu mahasiswa calon guru mengoptimalkan kemampuan literasi matematis mereka sesuai dengan latar belakang akademik dan potensi mereka. Studi terkini telah mengeksplorasi penggunaan teknik klasifikasi dan pengelompokan untuk mengelompokkan siswa berdasarkan karakteristik akademis dan profil kognitif mereka. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan efektivitas pengajaran dan mengoptimalkan keterampilan literasi matematis siswa. Berbagai metode telah digunakan, termasuk Random Forest, Naïve Bayes, dan Logistic Regression, dengan Random Forest mencapai akurasi 76,32% dalam mengklasifikasikan skor literasi matematis siswa (Karaboga *et al.*, 2022). Algoritma pengelompokan seperti K-means, hierarkis, dan farthest first telah digunakan untuk menganalisis data akademis siswa, dengan K-means menunjukkan contoh pengelompokan terbaik (Bhurre *et al.*, 2024). Pendekatan dua tingkat yang menggabungkan Self-Organizing Maps dan K-means telah terbukti efektif dalam mengelompokkan siswa berdasarkan kemampuan kognitif (Orsoni *et al.*, 2023). Metode klasifikasi ini membantu pengajar memahami perbedaan siswa dan membuat strategi pengajaran yang dipersonalisasi, dengan mempertimbangkan faktor-faktor seperti kepribadian, gaya belajar, dan kecerdasan ganda (Zhou *et al.*, 2016).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini memiliki dua tujuan utama: 1) mengembangkan model prediksi literasi matematis mahasiswa calon guru berdasarkan nilai ujian masuk, meliputi Matematika, Bahasa Indonesia, Bahasa Inggris, dan Analisis Potensi Mental (APM); dan 2) mengklasifikasikan mahasiswa calon guru berdasarkan kemampuan akademiknya untuk merancang pendekatan pembelajaran yang lebih terarah. Dengan menggunakan model prediksi dan teknik klasifikasi, penelitian ini bertujuan untuk memberikan informasi mendalam tentang faktor-faktor akademik yang berkontribusi terhadap literasi matematis dan pola kemampuan yang ada di kalangan mahasiswa calon guru.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan berharga bagi lembaga pendidikan dalam merancang strategi pembelajaran adaptif yang disesuaikan dengan kebutuhan dan kemampuan akademik mahasiswa. Dengan pendekatan pembelajaran yang lebih tepat dan terarah, lembaga pendidikan diharapkan dapat meningkatkan literasi matematis mahasiswa calon guru secara efektif, sehingga lebih siap dalam membimbing siswa dalam memahami dan menerapkan konsep matematika dalam situasi kehidupan nyata.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain kuantitatif dengan pendekatan prediktif dan klasifikasi. Pendekatan prediktif digunakan untuk membangun model yang dapat memprediksi tingkat literasi matematis mahasiswa calon guru berdasarkan nilai ujian saringan masuk, sedangkan pendekatan klasifikasi diterapkan untuk mengelompokkan mahasiswa berdasarkan kemiripan karakteristik akademik. Desain ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antara variabel input (nilai ujian masuk) dengan variabel target (literasi matematis) serta untuk mengidentifikasi kelompok mahasiswa yang

memiliki kesamaan dalam kemampuan akademik, sehingga strategi pembelajaran yang disarankan dapat lebih optimal dan sesuai.

Subjek dan Data Penelitian

Subjek penelitian ini adalah mahasiswa calon guru di tingkat pertama sebanyak 238 orang. Tabel 1 menyajikan informasi demografi responden, meliputi jenis kelamin, dan provinsi atau daerah asal. Data yang digunakan dalam penelitian ini mencakup nilai ujian masuk pada beberapa bidang, yaitu Matematika, Bahasa Indonesia, Bahasa Inggris, serta Analisis Potensi Mental (APM) dan skor literasi matematis. Data-data ini diperoleh melalui arsip akademik dan hasil tes literasi matematis. Nilai ujian masuk digunakan sebagai variabel prediktor yang dianggap mencerminkan kemampuan akademik awal mahasiswa, sedangkan skor literasi matematis merupakan variabel yang diprediksi untuk menilai tingkat pemahaman dan penerapan konsep matematika dalam konteks yang lebih luas.

Tabel 1. Demografi Subjek Penelitian

		N	%
Jenis Kelamin	Pria	50	21.01
	Wanita	188	78.99
Provinsi	Bali	1	0.42
	Banten	16	6.72
	Bengkulu	5	2.10
	DIY	2	0.84
	DKI Jakarta	3	1.26
	Jawa Barat	19	7.98
	Jawa Tengah	8	3.36
	Jawa Timur	4	1.68
	Kalimantan Barat	8	3.36
	Kalimantan Tengah	4	1.68
	Kalimantan Utara	1	0.42
	Lampung	12	5.04
	Maluku	5	2.10
	Nusa Tenggara Timur	19	7.98
	Papua	3	1.26
	Riau	9	3.78
	Sulawesi Barat	1	0.42
	Sulawesi Selatan	14	5.88
	Sulawesi Tengah	7	2.94
	Sulawesi Utara	3	1.26
	Sumatera Utara	94	39.50

Definisi Variabel

Variabel didefinisikan sebagai atribut objek yang memiliki variasi tertentu, serta telah dipilih peneliti untuk dipelajari serta diambil kesimpulan (Sugiyono, 2013). Definisi variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini diuraikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Definisi Variabel Penelitian

Variabel	Definisi Variabel	Skala
SLM (Y)	Skor literasi matematis mahasiswa calon guru	1-100
MTK (X_1)	Skor matematika pada ujian saringan masuk	1-100
IND (X_2)	Skor bahasa Indonesia pada ujian saringan masuk	1-100
ENG (X_3)	Skor bahasa Inggris pada ujian saringan masuk	1-100
APM (X_4)	Skor APM pada ujian saringan masuk	1-100

Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan metode linear regresi berganda untuk membangun model prediksi literasi matematis. Regresi linier berganda adalah teknik statistik yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara beberapa variabel independen dan satu variabel dependen (Jobson, 1991; Marill, 2004). Regresi linier berganda memperluas regresi linier sederhana dengan menggabungkan lebih dari satu variabel prediktor (Marill, 2004). Regresi linear dalam penelitian ini digunakan untuk melihat hubungan linear antara nilai ujian saringan masuk dan literasi matematis. Pemilihan metode ini bertujuan untuk memperoleh model prediktif yang memiliki performa terbaik dalam memprediksi skor literasi matematis berdasarkan variabel-variabel input yang ada.

Teknik *clustering* diterapkan untuk mengelompokkan mahasiswa berdasarkan kesamaan nilai ujian masuk yang menggambarkan kemampuan akademik mereka. Metode yang digunakan adalah K-means. K-means berfungsi untuk mengelompokkan mahasiswa berdasarkan kesamaan nilai ujian masuk yang mencerminkan kemampuan akademik mereka. Metode ini melibatkan pemilihan sejumlah klaster (K) yang telah ditentukan sebelumnya dan secara berulang menetapkan titik data ke *centroid* terdekat hingga konvergensi (Singh *et al.*, 2014; Zhang, 2011). Proses dimulai dengan pemilihan jumlah kelompok (K) yang ditentukan sebelumnya untuk menentukan nilai K yang optimal. K-means kemudian menginisialisasi K *centroid* secara acak sebagai titik tengah setiap kelompok. Mahasiswa kemudian dikelompokkan berdasarkan kedekatannya dengan *centroid* yang ada, dengan menghitung jarak Euclidean antara nilai ujian mahasiswa dan *centroid* kelompok. Setelah semua mahasiswa terkelompok, *centroid* dihitung ulang berdasarkan rata-rata nilai ujian setiap kelompok, dan proses ini diulang hingga posisi *centroid* tidak berubah secara signifikan atau iterasi tertentu tercapai. Hasil akhir yang diharapkan adalah K kelompok mahasiswa dengan kemampuan akademik serupa.

Analisis data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining, yaitu platform sumber terbuka yang dirancang untuk mempermudah proses analisis data, visualisasi, dan penerapan pembelajaran mesin. Orange Data Mining memiliki antarmuka yang intuitif berbasis *drag-and-drop*, sehingga pengguna dapat membangun alur kerja analisis data secara efisien tanpa harus memiliki keahlian pengodean yang mendalam. Melalui fitur-fitur tersebut, peneliti dapat dengan mudah melakukan berbagai tugas analisis seperti regresi, pengelompokan data (*clustering*), serta praproses data. Selain itu, Orange Data Mining juga menyediakan visualisasi interaktif dan sistem kerja modular yang memungkinkan peneliti untuk mengeksplorasi pola-pola dalam data serta memahami hubungan antarvariabel secara lebih mendalam. Hal ini mendukung peningkatan akurasi analisis sekaligus memudahkan interpretasi hasil penelitian.

Evaluasi Model

Evaluasi model dalam analisis regresi linier berganda penting untuk menilai seberapa baik model dapat memprediksi data yang ada. Dalam penggunaan platform Orange Data Mining untuk membangun model regresi linier berganda, beberapa metrik evaluasi yang dapat digunakan adalah MSE (Mean Squared Error), RMSE (Root Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error), dan R^2 (Koefisien Determinasi). MSE mengukur rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual, di mana semakin kecil nilai MSE, semakin baik model. RMSE, yang merupakan akar kuadrat dari MSE, memberikan ukuran sebaran kesalahan dalam satuan yang sama dengan data asli, dan juga semakin kecil, semakin baik. MAE mengukur rata-rata selisih absolut antara nilai prediksi dan aktual, yang memberikan gambaran seberapa besar kesalahan rata-rata tanpa mempertimbangkan arah kesalahan. MAPE mengukur kesalahan dalam persentase, yang memudahkan interpretasi terutama dalam konteks data yang bervariasi. R^2 menunjukkan proporsi variabilitas dalam data yang dapat dijelaskan oleh model, dengan nilai mendekati 1 menunjukkan model yang sangat baik. Chicco *et al.* (2021) menyatakan bahwa koefisien determinasi (R^2) lebih unggul daripada metrik lain

yang umum digunakan seperti SMAPE, MAE, MAPE, MSE, dan RMSE. Secara keseluruhan, kombinasi dari metrik-metrik ini memberikan gambaran komprehensif mengenai akurasi dan kinerja model regresi linier berganda yang dihasilkan oleh Orange.

Pada analisis *clustering*, *silhouette score* digunakan untuk mengevaluasi kualitas pengelompokan. *Silhouette score* adalah metrik yang dikenal luas untuk mengevaluasi kualitas pengelompokan dalam penambangan dan analisis data (Shahapure & Nicholas, 2020). Skor ini mengukur seberapa baik objek cocok dalam klaster yang ditetapkan dibandingkan dengan klaster lain, dengan skor yang mendekati 1 menunjukkan pengelompokan yang lebih baik (Rousseeuw, 1987). Pada penelitian ini, *silhouette score* menunjukkan seberapa dekat setiap mahasiswa dalam sebuah kelompok terhadap anggota kelompoknya dan seberapa jauh dari anggota kelompok lain. *Silhouette score* yang mendekati 1 menunjukkan bahwa mahasiswa berada dalam kelompok yang sesuai, sedangkan nilai yang mendekati 0 atau negatif menunjukkan bahwa mahasiswa mungkin berada dalam kelompok yang kurang tepat.

Hasil dan Pembahasan

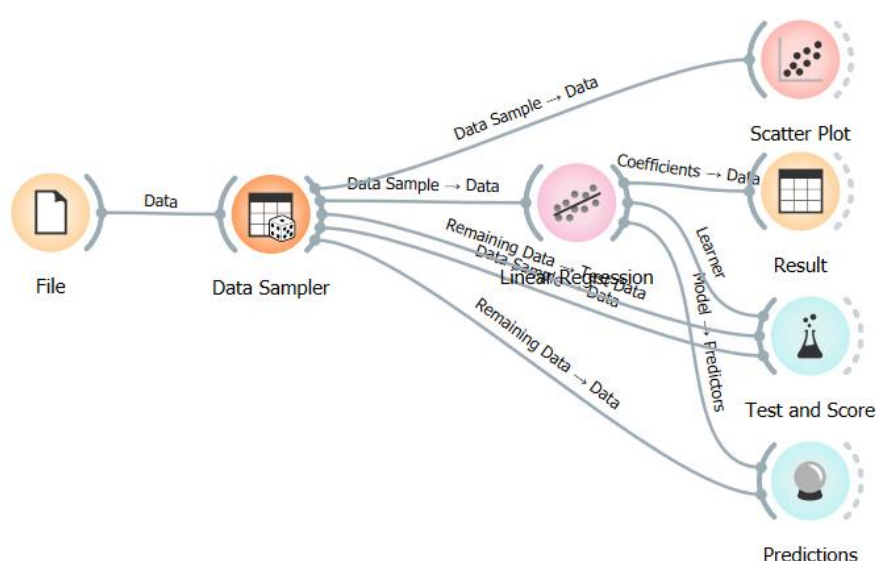
Tabel 3 memberikan gambaran umum statistik deskriptif untuk nilai Ujian Masuk dan nilai Literasi matematis mahasiswa calon guru.

Tabel 3. Statistik Deskriptif

Variabel	N	Rataan	Minimum	Maksimum	St. Dev
SLM (Y)	238	32.51	0.00	66.67	11.84
MTK(X_1)	238	37.82	8.00	76.00	14.30
IND(X_2)	238	55.77	11.76	94.12	11.60
ENG(X_3)	238	59.75	20.00	90.00	12.11
APM(X_4)	238	44.11	13.89	77.78	11.65

Prediksi: Regresi Linier Berganda

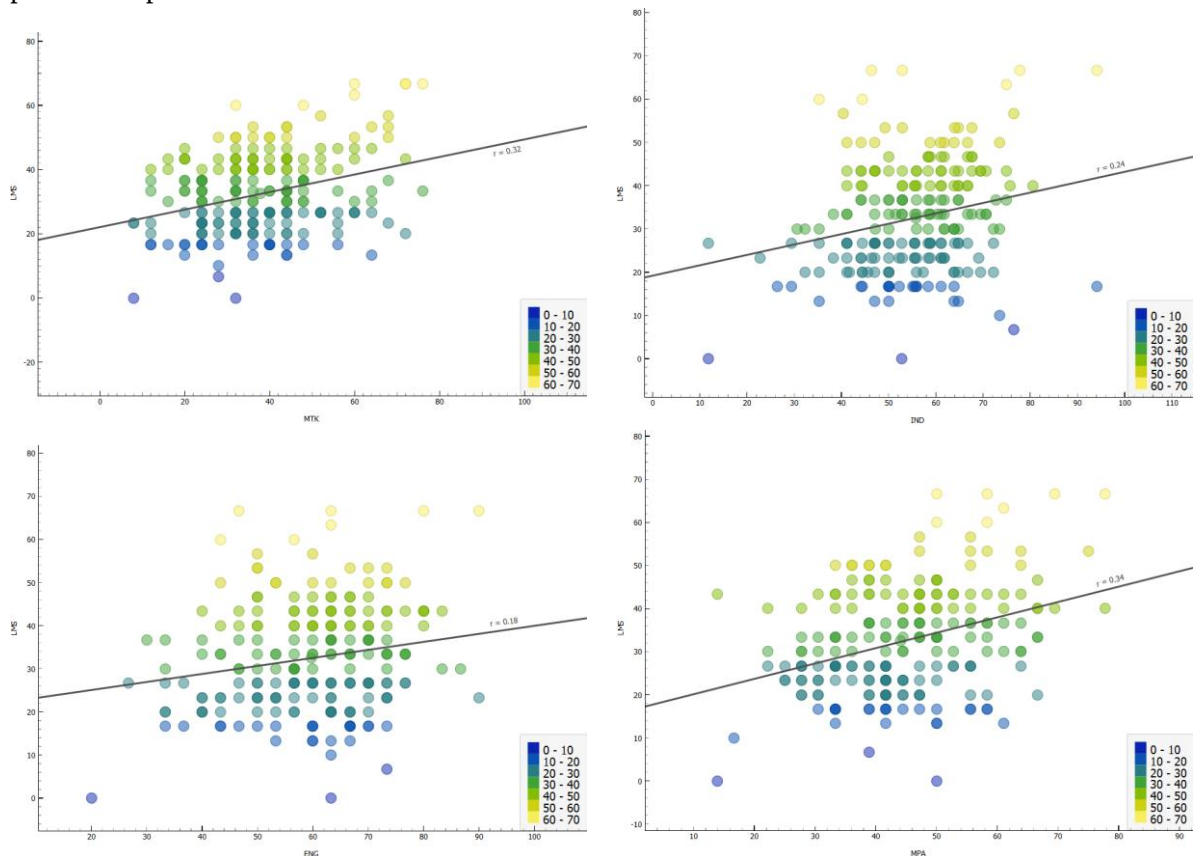
Pengolahan dan analisis data menggunakan regresi linear berganda dilakukan dengan bantuan perangkat lunak Orange Data Mining dengan alur sebagai berikut.



Gambar 1. Alur Prediksi Data dengan Regresi Linear Berganda

Pada *data sampler*, rasio proporsi yang dipilih untuk data training dan data testing adalah 90%-10%. Penelitian terdahulu (Azmi *et al.*, 2023; Liao *et al.*, 2001) telah menunjukkan bahwa proporsi ini

dapat menghasilkan hasil yang optimal. Namun sebelum melakukan analisis lebih lanjut, akan diidentifikasi terlebih dahulu pola hubungan antara variabel independen dan dependen dengan menggunakan *scatterplot*. *Scatterplot* yang disajikan dalam Gambar 1, membantu dalam mendeteksi tren, korelasi potensial, atau outlier yang dapat memengaruhi analisis regresi berikutnya. Langkah awal ini memastikan pemahaman yang lebih baik tentang struktur data sebelum menerapkan teknik pemodelan prediktif.



Gambar 2. Scatter Plot Nilai SLM dan Ujian Masuk

Berdasarkan *scatter plot* yang ditampilkan, hubungan antara skor Literasi Matematis (SLM) dan skor ujian saringan masuk pada beberapa mata pelajaran menunjukkan adanya korelasi positif yang lemah. Korelasi tertinggi terdapat antara SLM dan APM (Analisis Potensi Mental) dengan $r = 0.34$, menunjukkan hubungan positif lemah, diikuti oleh MTK (Matematika) dengan $r = 0.32$. Korelasi dengan skor Bahasa Indonesia (IND) dan Bahasa Inggris (ENG) bahkan lebih lemah, masing-masing $r = 0.24$ dan $r = 0.18$, yang menunjukkan bahwa literasi matematis siswa tidak secara kuat dipengaruhi oleh hasil ujian saringan masuk. Secara keseluruhan, meskipun ada hubungan positif antara SLM dan nilai-nilai ujian, kontribusinya kecil sehingga faktor-faktor lain mungkin lebih berpengaruh terhadap skor literasi matematis.

Persamaan Regresi Linier Berganda

Untuk menunjukkan hubungan antara X_1 , X_2 , X_3 , dan X_4 terhadap Y digunakan regresi linear berganda yang membentuk model estimasi. Adapun model estimasinya adalah:

$$\hat{Y} = 0.893 + 0.221X_1 + 0.159X_2 + 0.047X_3 + 0.259X_4$$

Di mana:

- $\hat{Y}$ = Skor literasi matematis,
- X_1 = Nilai Matematika,
- X_2 = Skor Bahasa Indonesia,
- X_3 = Nilai Bahasa Inggris,

- X_4 = Skor Analisis Potensi Mental.

Model regresi linear berganda pada persamaan (1) menunjukkan bahwa skor literasi matematis (SLM) dapat diperkirakan berdasarkan skor ujian dalam beberapa mata pelajaran, yaitu matematika, bahasa Indonesia, bahasa Inggris, dan Analisis Potensi Mental (APM). Berdasarkan model, jika semua variabel prediktor bernilai nol, skor literasi matematis diperkirakan sebesar 0.893. Setiap peningkatan satu unit pada skor matematika diperkirakan akan meningkatkan skor literasi matematis sebesar 0.221, sementara peningkatan satu unit pada skor bahasa Indonesia dan bahasa Inggris masing-masing diperkirakan akan meningkatkan skor literasi matematis sebesar 0.159 dan 0.047. Koefisien terbesar adalah untuk skor APM, di mana setiap peningkatan satu unit diperkirakan meningkatkan skor literasi matematis sebesar 0.259. Dengan demikian, APM memiliki pengaruh terbesar terhadap literasi matematis, diikuti oleh Matematika, Bahasa Indonesia, dan Bahasa Inggris.

Evaluasi Model Regresi Linier Berganda

Model regresi linear berganda pada penelitian ini dirancang untuk memperkirakan skor literasi matematis berdasarkan nilai ujian dalam beberapa mata pelajaran, yaitu Matematika, Bahasa Indonesia, Bahasa Inggris, dan Analisis Potensi Mental (APM). Model ini perlu dievaluasi untuk menilai seberapa baik prediktor-prediktor tersebut menjelaskan variasi dalam skor literasi matematis dan menentukan apakah model ini memberikan estimasi yang akurat dan dapat diandalkan. Adapun hasil evaluasi model disajikan pada Tabel 4.

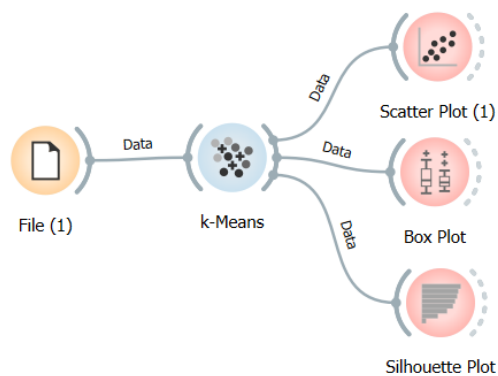
Tabel 4. Evaluasi Model

Model	MSE	RMSE	MAE	PETA	R2
Regresi Linier	69.308	8.325	6.872	0.228	0.181

Evaluasi model regresi linier berganda menunjukkan MSE sebesar 69,308 dan RMSE sebesar 8,325, yang mewakili rata-rata kesalahan prediksi kuadrat dan akar kuadrat relatif terhadap nilai aktual. Dengan RMSE sebesar 8,325, rata-rata kesalahan prediksi model adalah sekitar 8,325 dalam hal skor literasi matematis. RMSE yang relatif tinggi ini menunjukkan bahwa model tersebut belum mencapai akurasi yang tinggi, karena deviasi prediksi cukup besar. MAE sebesar 6,872 menunjukkan rata-rata kesalahan absolut prediksi, sedangkan MAPE sebesar 0,228, atau 22,8%, menunjukkan bahwa, rata-rata, prediksi model menyimpang sekitar 22,8% dari nilai aktual. Nilai R^2 sebesar 0,181 menunjukkan bahwa hanya sekitar 18,1% dari variasi skor literasi matematis dapat dijelaskan oleh model, sedangkan variabilitas yang tersisa dipengaruhi oleh faktor-faktor lain yang tidak termasuk dalam model. Secara keseluruhan, R^2 yang rendah dan tingkat kesalahan yang relatif tinggi menunjukkan bahwa model tersebut kurang efektif dalam memprediksi skor literasi matematis, sehingga menunjukkan perlunya penyempurnaan model atau penambahan variabel yang lebih relevan.

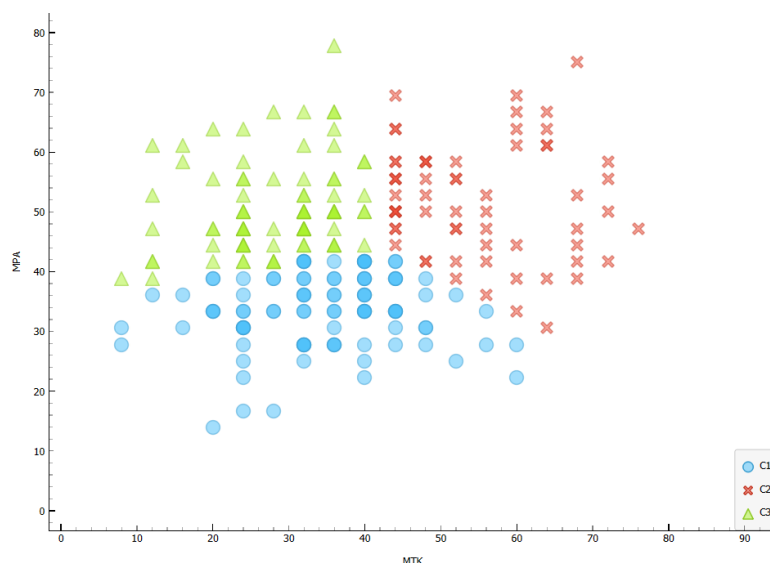
Clustering: K-Means

Berdasarkan prediksi regresi linier berganda, diamati bahwa nilai ujian masuk yang paling berpengaruh terhadap nilai literasi matematis adalah nilai ujian Matematika dan APM. Oleh karena itu, proses *clustering* akan dilakukan menggunakan kedua nilai tersebut. Alur pemrosesan data untuk pengelompokan, yang difasilitasi oleh perangkat lunak Orange, diilustrasikan di bawah ini.



Gambar 3. Alur Pengelompokan Data Menggunakan K-Means

Nilai K yang dipilih dalam analisis K-means pada penelitian ini adalah 3 karena menghasilkan *silhouette score* tertinggi, yang menunjukkan bahwa pembentukan kelompok pada nilai K ini paling optimal. Skor ini mencerminkan bahwa mahasiswa dalam setiap kelompok memiliki kesamaan yang kuat dalam skor matematika dan APM, sementara kelompok lainnya terpisah dengan jelas. Selain itu, pemilihan $K = 3$ juga dianggap cukup ideal untuk mengelompokkan mahasiswa berdasarkan kedua variabel tersebut, karena membentuk tiga kelompok yang memiliki karakteristik akademik yang berbeda secara jelas, tanpa terlalu banyak kelompok yang bisa memecah variasi data secara berlebihan. Dengan demikian, tiga kelompok memberikan keseimbangan yang baik antara pemisahan data yang signifikan dan kesederhanaan dalam analisis.



Gambar 4. Scatter Plot Pengelompokan Mahasiswa

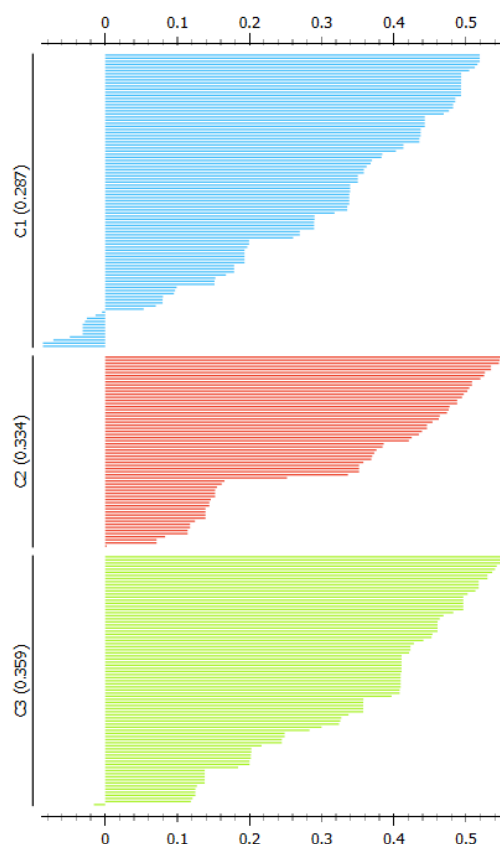
Scatter plot dari analisis K-means menunjukkan pengelompokan mahasiswa menjadi tiga kelompok berdasarkan nilai Matematika (MTK) di sumbu X dan Angka Prestasi Mahasiswa (APM) di sumbu Y. Kelompok C1 (lingkaran biru) terdiri dari mahasiswa dengan nilai MTK yang relatif rendah hingga sedang, tetapi memiliki rentang APM yang cukup bervariasi. Kelompok C2 (silang merah) mencakup mahasiswa dengan nilai MTK yang lebih tinggi, namun rentang APM mereka lebih terbatas. Sementara itu, kelompok C3 (segitiga hijau) berisi mahasiswa dengan nilai MTK sedang dan APM yang relatif lebih tinggi dibandingkan dua kelompok lainnya. Selain menggunakan *scatter plot*, hasil klusterisasi juga dapat dianalisis melalui *boxplot*. Tabel berikut menampilkan rentang skor setiap kluster berdasarkan hasil visualisasi *boxplot*.

Tabel 5. Rentang Skor Berdasarkan Klaster Berdasarkan Visualisasi *Boxplot*

Gugus	Rentang Skor Matematika	Rentang Skor APM
C1	34.695 ± 10.661	33.334 ± 6.086
C2	55.097 ± 9.569	51.748 ± 9.469
C3	28.247 ± 7.959	50.891 ± 7.634

Evaluasi Pengelompokan K-Means

Silhouette score merupakan salah satu metrik yang umum digunakan untuk mengevaluasi hasil *clustering* K-means. Metrik ini membantu menilai seberapa baik pengelompokan data yang dihasilkan dengan mengukur tingkat kesesuaian data terhadap klusternya sendiri dan membandingkannya dengan kluster lain. Dengan menggunakan *Silhouette score*, kita dapat menentukan apakah data dalam setiap kluster memiliki kesamaan yang kuat dan apakah kluster-kluster tersebut terpisah dengan baik.



Gambar 5. Skor Siluet K-Means

Pada hasil klusterisasi dengan $K = 3$, diperoleh tiga kelompok (C1, C2, dan C3) dengan rata-rata *Silhouette score* yang bervariasi, masing-masing menunjukkan kualitas pemisahan klaster yang berbeda. Klaster C1 memiliki nilai rata-rata *Silhouette score* sekitar 0.297, yang relatif rendah dibandingkan kluster lainnya, menunjukkan bahwa beberapa anggotanya berada dekat dengan batas klaster dan berpotensi tumpang tindih dengan klaster lain. Hal ini mengindikasikan bahwa klaster C1 mungkin memiliki komposisi data yang heterogen atau sulit terpisahkan dengan jelas. Klaster C2, dengan rata-rata *Silhouette score* sekitar 0.394, menunjukkan pemisahan yang lebih baik daripada C1, menandakan bahwa anggota klaster ini relatif lebih stabil dan terpisah dari kluster lainnya. Sebagian besar anggota C2 berada jauh dari batas klaster, menunjukkan bahwa klaster ini cukup kohesif. Klaster C3, dengan rata-rata *Silhouette score* sekitar 0.359, menunjukkan kualitas pemisahan yang mendekati C2, meskipun sedikit lebih rendah. Anggota klaster C3 juga cukup terpisah dari kluster lain, namun masih ada beberapa

elemen yang berada di dekat batas. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa pemisahan kluster sudah cukup baik.

Pembahasan

Berdasarkan hasil evaluasi regresi linear berganda yang menunjukkan nilai R^2 yang rendah dan tingkat kesalahan prediksi yang tinggi, tampak bahwa model belum mampu menangkap berbagai faktor penting yang memengaruhi literasi matematis mahasiswa calon guru. Hal ini dikarenakan literasi matematis di kalangan calon guru dipengaruhi oleh berbagai faktor. Hasil penelitian sebelumnya menyatakan bahwa kesadaran metakognitif memainkan peran penting, di mana siswa yang berprestasi menunjukkan keterampilan perencanaan, pemantauan, dan evaluasi yang lebih baik selama pemecahan masalah (Laamena & Laurens, 2021). Efikasi diri literasi matematis dan kesadaran metakognitif merupakan prediktor signifikan terhadap keterampilan pemecahan masalah, yang menjelaskan 18% variasinya (Sümen & Çalışıcı, 2016). Faktor internal, seperti kemampuan verbal dan disposisi matematika, merupakan kontributor dominan terhadap literasi matematis (Rahmanuri *et al.*, 2023). Selain itu, penalaran matematika dan keterampilan berpikir kritis memiliki dampak positif pada keterampilan literasi matematis (Haeruman *et al.*, 2024). Penelitian-penelitian ini menyoroti interaksi kompleks antara faktor kognitif dan non-kognitif dalam mengembangkan literasi matematis.

Selain motivasi dan kecakapan metakognitif, faktor-faktor lain yang berhubungan dengan pengalaman belajar sebelumnya dan lingkungan belajar juga dapat menjadi faktor penting dalam pencapaian literasi matematis mahasiswa. Pengalaman belajar di jenjang pendidikan sebelumnya, seperti pembelajaran matematika di sekolah menengah atau partisipasi dalam kegiatan akademik tambahan, seperti kursus, dapat membentuk dasar pemahaman yang lebih kuat. Lingkungan belajar yang kondusif, baik di kampus maupun di luar kampus, seperti dukungan dari dosen, fasilitas belajar yang memadai, serta interaksi akademik yang mendukung, juga dapat meningkatkan motivasi dan membantu mahasiswa mencapai pemahaman matematis yang lebih baik. Selain itu, gaya belajar individu—apakah lebih condong pada visual, auditori, atau kinestetik—juga dapat memengaruhi seberapa efektif mahasiswa menyerap konsep-konsep matematika. Studi menunjukkan bahwa gaya belajar visual, auditori, dan kinestetik memengaruhi keterampilan literasi matematis siswa secara signifikan (Rahim *et al.*, 2023; Sakinah & Avip, 2021). Pembelajar kinestetik umumnya menunjukkan literasi matematis yang lebih baik, sementara pembelajar visual unggul dalam perumusan masalah, dan pembelajar auditori kesulitan dengan aspek ini (Sakinah & Avip, 2021). Lingkungan kelas dan gaya belajar juga diidentifikasi sebagai prediktor utama kemampuan matematika, di mana gaya belajar terstruktur dan lingkungan yang kondusif berdampak positif pada kinerja (Osic, 2023). Penelitian menunjukkan bahwa paparan masalah seperti PISA dapat meningkatkan literasi matematis di semua gaya belajar (Rivai *et al.*, 2022). Secara umum, pemahaman dan pengakomodasian terhadap gaya belajar yang beragam dalam pendidikan matematika dapat membantu meningkatkan literasi matematis (Rahim *et al.*, 2023; Rivai *et al.*, 2022).

Sementara itu, hasil *Clustering K-Means* mengelompokkan mahasiswa menjadi tiga kelompok yang berbeda. Tabel 6 berisi interpretasi ketiga kelompok mahasiswa berdasarkan skor ujian saringan masuk (Matematika dan APM) dan rekomendasi metode pengajaran yang mungkin sesuai untuk membantu pengembangan literasi matematis mahasiswa.

Tabel 6. Interpretasi dan Pendekatan Pengajaran yang Direkomendasikan

Kluster	Interpretasi	Rekomendasi
C1	Kelompok ini terdiri dari mahasiswa dengan skor MTK yang relatif rendah hingga sedang, menunjukkan bahwa kemampuan matematika mereka masih cukup bervariasi namun cenderung berada di bawah atau di	Pendekatan: <i>Remedial Teaching</i> dan <i>Scaffolding Strategy</i> Mahasiswa di kelompok ini membutuhkan dukungan yang lebih intensif untuk memperkuat kemampuan

	sekitar rata-rata. Rentang skor APM dalam kelompok ini cukup beragam, yang menunjukkan bahwa meskipun sebagian besar mahasiswa di kelompok ini mungkin memiliki keterbatasan pada kemampuan matematika, mereka memiliki potensi mental yang bervariasi. Artinya, ada kemungkinan untuk meningkatkan literasi matematis bagi sebagian mahasiswa dalam kelompok ini yang memiliki APM yang cukup tinggi, meskipun kemampuan awal matematika mereka relatif rendah.	dasar matematika mereka. Oleh karena itu, pendekatan <i>remedial teaching</i> dapat membantu mengatasi kelemahan konsep dasar matematika yang mereka miliki. Teknik <i>scaffolding</i> (dukungan bertahap) juga dapat digunakan untuk mengarahkan mereka dalam pemahaman masalah yang lebih kompleks secara bertahap. Dengan memulai dari konsep sederhana dan secara bertahap meningkatkan kompleksitas, mahasiswa dapat mengembangkan pemahaman yang lebih mendalam dan kepercayaan diri. Untuk mahasiswa dengan APM tinggi dalam kelompok ini, <i>enrichment tasks</i> dapat diberikan sebagai tantangan tambahan untuk membantu mereka memaksimalkan potensi mereka.
C2	Kelompok ini berisi mahasiswa dengan skor MTK yang lebih tinggi dibandingkan kelompok lainnya, menunjukkan kompetensi matematika yang lebih baik. Namun, rentang skor APM mereka terbatas, yang mengindikasikan bahwa potensi mental mahasiswa di kelompok ini berada dalam rentang yang lebih homogen dan mungkin kurang bervariasi. Hal ini bisa menunjukkan bahwa mahasiswa di kelompok ini memiliki kemampuan matematika yang baik secara teknis, tetapi kemampuan analisis dan pemahaman mendalam mungkin tidak terlalu bervariasi. Mereka mungkin lebih unggul dalam hal penguasaan materi matematika tetapi kurang terdiversifikasi dalam aspek analitis yang lebih dalam.	Pendekatan: <i>Problem-Solving Approach</i> dan <i>Conceptual Understanding Focus</i> Mahasiswa dengan kemampuan matematika tinggi membutuhkan tantangan yang mengasah pemahaman konseptual dan keterampilan pemecahan masalah. Pendekatan <i>problem-solving</i> akan melatih mereka berpikir kritis dan menerapkan konsep matematika dalam konteks nyata. Dengan fokus pada pemahaman konseptual, mahasiswa dalam kelompok ini akan belajar untuk tidak hanya menerapkan formula tetapi juga memahami asal-usul konsep dan bagaimana berbagai ide matematika saling terhubung. Strategi ini akan memaksimalkan kemampuan matematis mereka sambil membangun keterampilan analitis yang mungkin kurang terasah.
C3	Kelompok ini terdiri dari mahasiswa dengan skor MTK yang berada di kisaran sedang, namun dengan APM yang relatif lebih tinggi dibandingkan dua kelompok lainnya. Ini menunjukkan bahwa mahasiswa di kelompok C3 memiliki kemampuan matematika yang cukup baik dan, lebih penting lagi, memiliki potensi mental analitis yang tinggi. Kelompok ini bisa dianggap sebagai kelompok dengan <i>high-potential learners</i>, karena meskipun kemampuan matematikanya belum sebaik C2, potensi mental yang tinggi bisa menjadi indikator bahwa mereka dapat dengan cepat mengembangkan literasi matematis lebih lanjut melalui program yang mendukung kemampuan analisis dan pemahaman mendalam.	Pendekatan: <i>Inquiry-Based Learning</i> dan <i>Advanced Analytical Tasks</i> Mahasiswa dalam kelompok ini memiliki potensi analitis yang tinggi, sehingga pendekatan <i>inquiry-based learning</i> sangat sesuai. Pendekatan ini mendorong mereka untuk mengeksplorasi masalah secara mandiri dan menemukan konsep matematika melalui penemuan. Kegiatan yang berfokus pada eksplorasi dan analisis mendalam akan memanfaatkan potensi mereka secara optimal. Selain itu, <i>advanced analytical tasks</i>, seperti tugas yang melibatkan pemodelan matematika atau studi kasus kompleks, akan menantang mereka untuk mengaplikasikan pengetahuan matematika secara mendalam dan beragam, memperluas wawasan mereka tentang aplikasi nyata matematika.

Dengan menggunakan pendekatan-pendekatan ini, setiap kelompok diharapkan dapat menerima pengalaman belajar yang dipersonalisasi sesuai dengan kebutuhan dan potensi masing-masing, yang pada akhirnya dapat membantu mengoptimalkan literasi matematis mereka. Hal ini tidak hanya akan meningkatkan kemampuan matematika mahasiswa calon guru secara individual, tetapi juga memperkuat dasar-dasar yang mereka perlukan untuk mengajar dengan efektif di masa depan. Penelitian terdahulu menyatakan bahwa pendekatan pengelompokan dengan K-Means dapat memandu pembelajaran individual, membantu pembentukan kelas, dan mendukung universitas dalam menyesuaikan strategi pendidikan mereka untuk memenuhi kebutuhan siswa (Indriyanti *et al.*, 2021; Zhang, 2011). Melalui pengajaran yang lebih terarah dan berbasis pada profil kemampuan yang berbeda, diharapkan dapat tercipta generasi pendidik yang lebih kompeten dan siap menghadapi tantangan pendidikan matematika yang semakin kompleks ke depannya.

Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara skor Matematika dan APM dengan tingkat literasi matematis mahasiswa calon guru, yang menegaskan pentingnya pemetaan awal kemampuan kognitif dalam mendukung pengembangan literasi matematis. Analisis *clustering* juga berhasil mengidentifikasi tiga kelompok mahasiswa dengan karakteristik akademik yang berbeda, sehingga dapat menjadi dasar bagi perancangan pendekatan pembelajaran yang lebih adaptif dan tepat sasaran. Temuan ini menggarisbawahi perlunya strategi pengajaran yang mempertimbangkan perbedaan potensi dan kebutuhan mahasiswa secara individual. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi variabel tambahan seperti latar belakang pendidikan, karakteristik psikologis, dan gaya belajar, yang juga berpotensi memengaruhi literasi matematis. Selain itu, penggunaan metode alternatif seperti DBSCAN, Gaussian Mixture Models, atau pendekatan machine learning seperti Random Forests dan Support Vector Machine (SVM) dapat dipertimbangkan guna meningkatkan akurasi prediksi dan klasifikasi. Penerapan teknik validasi silang juga penting dilakukan untuk memastikan keandalan model yang dikembangkan. Penelitian lanjutan sebaiknya melibatkan populasi yang lebih luas dan beragam agar temuan dapat digeneralisasi dengan lebih baik. Penelitian dengan intervensi pembelajaran berbasis hasil *clustering* juga dapat menjadi langkah lanjut untuk menguji efektivitas pendekatan yang lebih disesuaikan dalam meningkatkan literasi matematis mahasiswa calon guru.

Daftar Pustaka

- Azmi, B. N., Hermawan, A., & Avianto, D. (2023). Analisis Pengaruh Komposisi Data Training dan Data Testing pada Penggunaan PCA dan Algoritma Decision Tree untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Liver. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 4(4), 281–290. <https://doi.org/10.35746/jtim.v4i4.298>
- Bhurre, S., Raikwar, S., Prajapat, S., & Pathak, D. (2024). Analyzing and Comparing *Clustering* Algorithms for Student Academic Data BT - Advances in Computational Intelligence Systems. In N. Naik, P. Jenkins, P. Grace, L. Yang, & S. Prajapat (Eds.), *UK Workshop on Computational Intelligence* (pp. 640–651). Springer Nature Switzerland.
- Bolstad, O. H. (2023). Lower secondary students' encounters with mathematical literacy. *Mathematics Education Research Journal*, 35(1), 237–253. <https://doi.org/10.1007/s13394-021-00386-7>
- Buchari, A. (2018). Peran Guru Dalam Pengelolaan Pembelajaran. *Jurnal Ilmiah Iqra*, 12, 1693–5705.
- Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, 1–24. <https://doi.org/10.7717/PEERJ-CS.623>

- Dirgantoro, K. P. S. (2018). Kompetensi Guru Matematika Dalam Mengembangkan Kompetensi Matematis Siswa. *Scholaria: Jurnal Pendidikan Dan Kebudayaan*, 8(2), 157–166. <https://doi.org/10.24246/j.js.2018.v8.i2.p157-166>
- Genc, M., & Erbas, A. K. (2019). Secondary mathematics teachers' conceptions of mathematical literacy. *International Journal of Education in Mathematics, Science and Technology*, 7(3), 222–237. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1223953.pdf>
- Haeruman, L. D., Salsabila, E., & Kharis, S. A. A. (2024). The Impact of Mathematical Reasoning and Critical Thinking Skills on Mathematical Literacy Skills. *KnE Social Sciences*, 2024, 542–550. <https://doi.org/10.18502/kss.v9i13.15957>
- Indriyanti, A. D., Prehanto, D. R., & Vitadiar, T. Z. (2021). K-means method for clustering learning classes. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 22(2), 835–841. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v22.i2.pp835-841>
- Isnani, T., Handoko, H., & Saluky. (2023). Analysis of Students' Mathematical Literacy Ability in Solving Mathematical Problems in View of Logical Intelligence. *Educational Insights*, 1(2), 41–57. <https://doi.org/10.58557/eduinsights.v1i2.9>
- Jahagirdar, S. A. S., R, T., & S H, M. (2023). Regression-Driven Predictive Model to Estimate Learners' Performance through Multisource Data. *2023 2nd International Conference on Futuristic Technologies (INCOFT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/INCOFT60753.2023.10425033>
- Jobson, J. D. (1991). *Multiple Linear Regression BT - Applied Multivariate Data Analysis: Regression and Experimental Design* (J. D. Jobson (ed.); pp. 219–398). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-0955-3_4
- Karaboga, H. A., Akogul, S., & Demir, İ. (2022). Classification of Students' Mathematical Literacy Score Using Educational Data Mining: PISA 2015 Turkey Application. *Cumhuriyet Science Journal*, 43(3), 543–549. <https://doi.org/10.17776/csj.1136733>
- Laamena, C. M., & Laurens, T. (2021). Mathematical Literacy Ability and Metacognitive Characteristics of Mathematics Pre-Service Teacher. *Infinity Journal*, 10(2), 259–270. <https://doi.org/10.22460/infinity.v10i2.p259-270>
- Laitochová, J., Uhlířová, M., & Rusnoková, N. (2021). Mathematical Literacy From the Perspective of Prospective Teachers. *ICERI2021 Proceedings*, 1, 1710–1715. <https://doi.org/10.21125/iceri.2021.0465>
- Liao, T. W., Wang, G., Triantaphyllou, E., Rouge, B., & Chang, P. (2001). A Data Mining Study of Weld Quality Models Constructed with MLP Neural Networks from Stratified Sampled Data. *Industrial Engineering Research Conference*, 6.
- Liz-Domínguez, M., Caeiro-Rodríguez, M., Llamas-Nistal, M., & Mikic-Fonte, F. A. (2019). Systematic literature review of predictive analysis tools in higher education. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(24). <https://doi.org/10.3390/app9245569>
- Marill, K. A. (2004). Advanced statistics: linear regression, part II: multiple linear regression. *Academic Emergency Medicine : Official Journal of the Society for Academic Emergency Medicine*, 11(1), 94–102. <https://doi.org/10.1197/j.aem.2003.09.006>
- Murayama, K., Pekrun, R., Lichtenfeld, S., & vom Hofe, R. (2013). Predicting long-term growth in students' mathematics achievement: The unique contributions of motivation and cognitive strategies. *Child Development*, 84(4), 1475–1490. <https://doi.org/10.1111/cdev.12036>
- Nguyen, A., Nguyen, D., Ta, P., & Tran, T. (2019). Preservice Teachers Engage in a Project-based Task: Elucidate Mathematical Literacy in a Reformed Teacher Education Program. *International Electronic Journal of Mathematics Education*, 15(1), 657–666. <https://doi.org/10.29333/iejme/5778>
- OECD. (2023). Program For International Student (PISA) 2022 Assessment and Analytical Framework. In *OECD Publishing*. <https://www.oecd-ilibrary.org/education/pisa-2022-assessment-and->

analytical-framework_dfe0bf9c-en

- Omiralieva, M. B. (2024). Development and Cultivation of Mathematical Literacy: A Pedagogical Perspective. *Eurasian Science Review An International Peer-Reviewed Multidisciplinary Journal*, 2(4), 93–99. <https://doi.org/10.63034/esr-55>
- Orsoni, M., Giovagnoli, S., Garofalo, S., Magri, S., Benvenuti, M., Mazzoni, E., & Benassi, M. (2023). Preliminary evidence on machine learning approaches for clusterizing students' cognitive profile. *Heliyon*, 9(3), e14506. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14506>
- Osic, M. A. (2023). Teachers' Competence, Classroom Environment, Learning Style of Students: A Structural Model on Mathematical Ability. *International Journal on Emerging Mathematics Education*, 6(1), 77. <https://doi.org/10.12928/ijeme.v6i1.21215>
- Podungge, R., Rahayu, M., Setiawan, M., & Sudiro, A. (2020). *Teacher Competence and Student Academic Achievement*. 144(16), 69–74. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.200606.011>
- Rahim, M. E., Gani, M. A., Lestari, M., & Mutmainnah, M. (2023). Gaya Belajar yang Berpengaruh Terhadap Kemampuan Literasi matematis: Literatur Review. *Griya Journal of Mathematics Education and Application*, 3(2), 303–312. <https://doi.org/10.29303/griya.v3i2.320>
- Rahmanuri, A., Winarni, R., & Surya, A. (2023). Faktor-faktor yang memengaruhi literasi matematis: systematic literature review. *Didaktika Dwija Indria*, 11(6), 1. <https://doi.org/10.20961/ddi.v11i6.78579>
- Ranjan, R., & Ranjan, J. (2016). Predicting parameters importance in higher education using data analysis: A regression model. *Proceedings - 2016 2nd International Conference on Computational Intelligence and Communication Technology, CICT 2016*, 605–608. <https://doi.org/10.1109/CICT.2016.126>
- Rivai, A., Lestari, A., Munir, N. P., & Anas, A. (2022). Students' Mathematical Literacy in Solving PISA Problems Observed by Learning Styles. *Jurnal Pendidikan Matematika*, 17(1), 121–134. <https://doi.org/10.22342/jpm.17.1.19905.121-134>
- Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20(C), 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7)
- Sakinah, M., & Avip, P. B. (2021). An analysis of students' mathematical literacy skills assessed from students' learning style. *Journal of Physics: Conference Series*, 1882(1), 0–8. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1882/1/012075>
- Serin, H. (2023). The Significance of Mathematical Literacy in Today's Society. *International Journal of Social Sciences & Educational Studies*, 10(2), 396–402. <https://doi.org/10.23918/ijsses.v10i2p396>
- Shahapure, K. R., & Nicholas, C. (2020). Cluster quality analysis using *silhouette score*. *2020 IEEE 7th International Conference on Data Science and Advanced Analytics, DSAA 2020*, 747–748. <https://doi.org/10.1109/DSAA49011.2020.00096>
- Singh, M. K., Rani, A., & Sharma, R. R. (2014). An Optimised Approach For Student's Academic Performance By K-Means Clustering Algorithm Using Weka Interface. *International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking*, 2(7), 5–9. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:212612583>
- Sugiyono. (2013). *METODE PENELITIAN KUANTITATIF, KUALITATIF dan R&D*. Alfabeta.
- Sümen, Ö. Ö., & Çalışıcı, H. (2016). The Relationships Between Preservice Teachers' Mathematical Literacy Self Efficacy Beliefs, Metacognitive Awareness And Problem Solving Skills. *Participatory Educational Research*, spi16(2), 11–19. <https://doi.org/10.17275/per.16.spi.2.2>
- Szabo, Z. K., Körtesi, P., Guncaga, J., Szabo, D., & Neag, R. (2020). Examples of problem-solving strategies in mathematics education supporting the sustainability of 21st-century skills. *Sustainability (Switzerland)*, 12(23), 1–28. <https://doi.org/10.3390/su122310113>

- Tariq, V. N., Qualter, P., Roberts, S., Appleby, Y., & Barnes, L. (2013). Mathematical literacy in undergraduates: role of gender, emotional intelligence and emotional self-efficacy. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, 44(8), 1143–1159. <https://doi.org/10.1080/0020739X.2013.770087>
- Trpin, A. (2023). Classroom Management and the Vital Role of the Classroom Teacher: Insights from Distance Teaching Experiences. *Journal of E-Learning Research*, 2(2), 39–51. <https://doi.org/10.33422/jelr.v2i2.486>
- Uygur Kabael, T., & Ata Baran, A. (2023). An Investigation of Mathematics Teachers' Conceptions of Mathematical Literacy Related to Participation in a Web-Based PISA Course. *Bartın Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 12(2), 315–324. <https://doi.org/10.14686/buefad.1053557>
- Yustitia, V., Amin, S. M., & Abadi. (2020). Mathematical literacy in pre-service elementary school teacher: A case study. *Journal of Physics: Conference Series*, 1613(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1613/1/012054>
- Zhang, C. (2011). Research on K-means Clustering Algorithm. *Journal of Changchun Normal University*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:63573605>
- Zhou, X., An, J., Zhao, X., & Dong, Y. (2016). Using data mining on students' learning features: A clustering approach for student classification. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 20(7), 1141–1146. <https://doi.org/10.20965/jaciii.2016.p1141>