

Pengembangan Sistem Rekomendasi Pembelajaran Personal Berbasis Machine Learning Untuk Mendukung Adaptive Learning

Sri Rahayu Nur Kusumadewi^{*1}, Ahmad Jodi Cahya²

^{1,2} UIN Alauddin Makassar, Indonesia

e-mail: srahayu_nurk@gmail.com

Received: 21-08-2026

Accepted: 03-09-2026

Published: 05-09-2026

Abstrak

Perbedaan karakteristik, kemampuan, dan pola aktivitas belajar peserta didik menuntut penerapan pembelajaran yang lebih personal dan adaptif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem rekomendasi pembelajaran personal berbasis *machine learning* untuk mendukung *adaptive learning* melalui pemanfaatan profil dan aktivitas peserta didik. Sistem dikembangkan melalui tahapan prapemrosesan data, *feature engineering*, pemodelan *machine learning*, serta integrasi *content-based filtering* dan *collaborative filtering* dalam pendekatan *hybrid*. Kinerja model dibandingkan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *hybrid* memberikan kinerja terbaik dengan *accuracy* sebesar 0,91, *precision* 0,90, *recall* 0,89, dan *F1-score* 0,895, lebih tinggi dibandingkan K-Nearest Neighbors, Random Forest, dan Support Vector Machine. Proses pelatihan selama 30 *epoch* juga menunjukkan pola akurasi *training* dan validasi yang relatif konsisten tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggabungan informasi berbasis karakteristik materi dan pola interaksi peserta didik berpotensi mendukung rekomendasi pembelajaran yang lebih personal dan adaptif.

Kata Kunci: *Adaptive Learning; Machine Learning; Sistem Rekomendasi; Pembelajaran Personal; Hybrid Recommender System.*

How to Cite:

Kusumadewi, S. R. N., & Cahya, A. J. (2026). Pengembangan Sistem Rekomendasi Pembelajaran Personal Berbasis Machine Learning Untuk Mendukung Adaptive Learning. *JINTEN: Journal of Intelligent Systems and Digital Science*, 1(1), 95-106.

Copyright ©2026 to the Author. Published by CV. Ihsan Cahaya Pustaka

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital dalam pendidikan telah mendorong perubahan dari pembelajaran yang bersifat seragam menuju pembelajaran yang mempertimbangkan karakteristik dan kebutuhan individual peserta didik. Pendekatan *one-size-fits-all* memiliki keterbatasan karena peserta didik dapat menunjukkan perbedaan dalam tingkat pengetahuan, kemampuan, kecepatan belajar, aktivitas, serta respons terhadap materi pembelajaran. Adaptive learning dikembangkan sebagai pendekatan yang memungkinkan sistem menyesuaikan konten, urutan, tingkat kesulitan, atau bentuk pembelajaran berdasarkan karakteristik dan perkembangan peserta didik. Dalam konteks ini, sistem pembelajaran adaptif tidak hanya berfungsi sebagai media penyampaian materi, tetapi juga sebagai lingkungan yang memanfaatkan data pembelajaran untuk menentukan intervensi yang lebih sesuai bagi setiap peserta didik (Kem, 2022; Gligorea et al., 2023). Bukti empiris yang lebih luas juga menunjukkan bahwa sistem adaptive learning berbasis kecerdasan artifisial memiliki pengaruh positif

terhadap hasil belajar kognitif. Meta-analisis terhadap 45 studi independen menemukan efek positif sedang hingga besar terhadap hasil belajar dibandingkan dengan pembelajaran nonadaptif (Wang et al., 2024).

Efektivitas adaptive learning sangat bergantung pada kemampuan sistem dalam membangun representasi yang memadai mengenai kondisi dan karakteristik peserta didik. Wang et al. (2025) melalui tinjauan sistematis terhadap 57 penelitian menunjukkan bahwa *learner model* merupakan salah satu komponen fundamental dalam sistem adaptive e-learning. Model tersebut digunakan untuk merepresentasikan karakteristik peserta didik, seperti tingkat pengetahuan, kemampuan, gaya belajar, maupun aktivitas pembelajaran, sebagai dasar proses adaptasi. Namun, kajian tersebut juga menunjukkan bahwa sistem adaptif modern masih menghadapi keterbatasan dalam membangun karakteristik peserta didik secara komprehensif, termasuk dalam aspek asesmen adaptif. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa personalisasi tidak cukup dilakukan berdasarkan satu indikator, tetapi membutuhkan pemanfaatan berbagai informasi pembelajaran yang dapat menggambarkan kondisi peserta didik secara lebih menyeluruh (Wang et al., 2025).

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menerjemahkan data peserta didik menjadi keputusan pembelajaran adalah sistem rekomendasi pendidikan (*educational recommender system*). Sistem ini memungkinkan materi, sumber belajar, atau jalur pembelajaran dipilih berdasarkan karakteristik dan kebutuhan pengguna. Dai et al. (2023) menunjukkan bahwa personalisasi rekomendasi dalam sistem adaptive learning dapat memanfaatkan informasi hasil asesmen untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih sesuai dengan kondisi peserta didik. Sementara itu, Oubalahcen et al. (2023) menunjukkan bahwa kecerdasan artifisial semakin banyak digunakan dalam *e-learning recommender systems* untuk mendukung proses personalisasi. Dengan demikian, mesin rekomendasi dapat ditempatkan sebagai komponen penghubung antara *learner model* dan mekanisme adaptasi, yaitu mengubah informasi mengenai peserta didik menjadi rekomendasi materi atau aktivitas pembelajaran yang dapat ditindaklanjuti.

Meskipun perkembangan *educational recommender system* semakin pesat, masih terdapat persoalan dalam bagaimana rekomendasi dihasilkan dan dievaluasi. Tinjauan sistematis da Silva et al. (2023) menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid* menjadi salah satu strategi utama dalam menghasilkan rekomendasi pendidikan karena dapat menggabungkan lebih dari satu sumber informasi untuk meningkatkan kualitas rekomendasi. Namun, studi tersebut juga menemukan bahwa penelitian *educational recommender system* masih banyak berfokus pada kualitas teknis, khususnya akurasi, sementara kajian mengenai efektivitas pedagogis rekomendasi masih relatif terbatas. Temuan ini menunjukkan bahwa pengembangan sistem rekomendasi pembelajaran perlu mempertimbangkan tidak hanya kemampuan model dalam memprediksi preferensi atau pilihan materi, tetapi juga keterkaitannya dengan karakteristik dan perkembangan belajar peserta didik. Rahayu et al. (2023)

juga menunjukkan bahwa *learning path recommender system* berkembang sebagai pendekatan untuk membantu menentukan urutan atau jalur pembelajaran yang sesuai berdasarkan kebutuhan pengguna.

Pemanfaatan riwayat aktivitas belajar menjadi semakin penting ketika rekomendasi diarahkan untuk membentuk proses pembelajaran yang adaptif. Data seperti hasil evaluasi, waktu belajar, tingkat penyelesaian materi, aktivitas latihan, dan riwayat interaksi dapat memberikan informasi mengenai pola belajar peserta didik yang tidak selalu dapat direpresentasikan hanya melalui profil awal. Song et al. (2025), misalnya, menunjukkan bahwa perilaku pembelajaran historis dan pola perilaku berurutan dapat dimanfaatkan untuk menghasilkan rekomendasi sumber belajar pada lingkungan MOOCs. Pendekatan yang mempertimbangkan perubahan perilaku dari waktu ke waktu juga memungkinkan sistem menghasilkan rekomendasi yang lebih dinamis. Sejalan dengan itu, Ahmadian Yazdi et al. (2024) mengembangkan sistem rekomendasi pendidikan dinamis berbasis jaringan LSTM yang mempertimbangkan perubahan minat peserta didik dalam proses rekomendasi. Temuan tersebut memperkuat kebutuhan untuk mengintegrasikan data profil dan aktivitas pembelajaran dalam sistem rekomendasi yang mendukung adaptasi secara berkelanjutan.

Perkembangan penelitian terbaru juga menunjukkan pergeseran dari rekomendasi materi yang bersifat statis menuju rekomendasi jalur belajar yang semakin adaptif. Luo et al. (2025) mengembangkan *highly adaptive learning path recommendation* dengan mempertimbangkan karakteristik dan riwayat interaksi peserta didik, sedangkan Zhou dan Wang (2025) menggabungkan *knowledge graph* dan *deep reinforcement learning* untuk menghasilkan jalur pembelajaran bahasa Inggris yang lebih personal. Gu (2025) juga mengeksplorasi penggunaan *graph attention mechanism* dan *deep reinforcement learning* dalam personalisasi jalur pembelajaran. Perkembangan tersebut menunjukkan bahwa sistem rekomendasi pembelajaran memiliki arah yang semakin dinamis, tetapi sekaligus meningkatkan kompleksitas model dan kebutuhan data. Oleh karena itu, terdapat ruang untuk mengembangkan pendekatan yang lebih sederhana dan terukur dengan memanfaatkan informasi profil serta aktivitas peserta didik, kemudian mengombinasikan pendekatan berbasis konten dan pola interaksi pengguna sebagai dasar rekomendasi.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem rekomendasi pembelajaran personal berbasis *machine learning* untuk mendukung adaptive learning melalui integrasi profil peserta didik, aktivitas pembelajaran, proses *feature engineering*, model pembelajaran mesin, dan mesin rekomendasi. Berbeda dari pendekatan yang hanya berfokus pada prediksi performa atau rekomendasi berdasarkan satu sumber informasi, penelitian ini diarahkan untuk menggabungkan informasi karakteristik peserta didik dengan karakteristik materi serta pola interaksi pembelajaran melalui pendekatan *hybrid*. Model pembelajaran mesin digunakan untuk mengidentifikasi pola yang relevan dalam data pembelajaran, sedangkan mekanisme rekomendasi digunakan untuk

menghasilkan materi yang sesuai dengan kondisi peserta didik. Pendekatan tersebut diharapkan dapat membentuk mekanisme rekomendasi yang lebih relevan dan dapat diperbarui berdasarkan umpan balik hasil pembelajaran.

Dengan demikian, tujuan penelitian ini adalah mengembangkan dan mengevaluasi sistem rekomendasi pembelajaran personal berbasis *machine learning* yang mampu mendukung proses *adaptive learning* melalui pemanfaatan data profil dan aktivitas peserta didik. Penelitian secara khusus membandingkan beberapa pendekatan *machine learning* dan pendekatan *hybrid* dalam menghasilkan rekomendasi materi pembelajaran serta mengevaluasi kinerja model berdasarkan metrik yang sesuai dengan karakteristik tugas rekomendasi. Kontribusi penelitian terletak pada perancangan integrasi antara *learner profile*, aktivitas pembelajaran, *machine learning*, dan mekanisme rekomendasi dalam satu arsitektur *adaptive learning*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan dasar teknis bagi pengembangan sistem pembelajaran digital yang lebih personal, adaptif, dan responsif terhadap perubahan kebutuhan peserta didik.

METODE

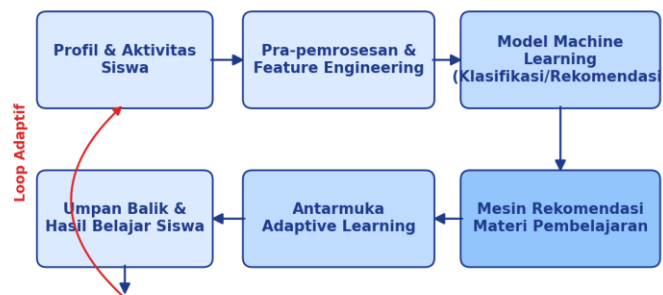
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem rekomendasi pembelajaran personal berbasis *machine learning* yang mendukung *adaptive learning*. Tahapan penelitian meliputi perancangan arsitektur sistem, penyiapan data aktivitas pembelajaran, prapemrosesan dan *feature engineering*, pengembangan model rekomendasi, serta evaluasi kinerja model. Perancangan sistem mengacu pada konsep *learner model* yang menggunakan karakteristik dan aktivitas peserta didik sebagai dasar adaptasi pembelajaran (Wang et al., 2025), sedangkan sistem rekomendasi digunakan untuk menerjemahkan informasi tersebut menjadi materi atau jalur pembelajaran yang sesuai (da Silva et al., 2023; Rahayu et al., 2023).

Arsitektur Sistem

Sistem dirancang sebagai *adaptive learning loop* yang menghubungkan data peserta didik, proses analisis, rekomendasi pembelajaran, dan umpan balik hasil belajar. Arsitektur terdiri atas enam komponen utama, yaitu profil dan aktivitas peserta didik, prapemrosesan dan *feature engineering*, model *machine learning*, mesin rekomendasi materi, antarmuka *adaptive learning*, serta umpan balik hasil belajar. Profil dan aktivitas peserta didik digunakan sebagai dasar pembentukan representasi *learner model*, kemudian diproses menjadi fitur untuk model *machine learning*. Hasil analisis model diteruskan ke mesin rekomendasi untuk menentukan materi yang sesuai, sedangkan umpan balik dari interaksi peserta didik digunakan sebagai informasi baru untuk memperbarui rekomendasi. Penggunaan informasi profil dan aktivitas secara berkelanjutan sejalan dengan karakteristik sistem

adaptive learning dan rekomendasi personal (Wang et al., 2025; Dai et al., 2023; Ahmadian Yazdi et al., 2024).

Arsitektur Sistem Rekomendasi Pembelajaran Personal Berbasis Machine Learning



Gambar 1. Arsitektur Sistem Rekomendasi Pembelajaran Personal Berbasis *Machine Learning*

Gambar 1 menunjukkan aliran proses sistem dari data profil dan aktivitas peserta didik hingga terbentuk rekomendasi pembelajaran. Panah umpan balik menunjukkan bahwa hasil interaksi peserta didik digunakan kembali sebagai informasi untuk memperbaiki proses rekomendasi.

Data dan Variabel Penelitian

Data penelitian berupa data aktivitas pembelajaran digital yang merepresentasikan karakteristik dan perilaku peserta didik. Variabel yang digunakan mencakup profil peserta didik, riwayat pengerjaan latihan, waktu belajar, tingkat penyelesaian materi, skor evaluasi, serta preferensi atau topik pembelajaran. Variabel tersebut digunakan sebagai masukan untuk mengidentifikasi pola kebutuhan pembelajaran, sedangkan materi pembelajaran yang sesuai menjadi target rekomendasi. Pemilihan variabel didasarkan pada konsep *learner model* yang membutuhkan berbagai karakteristik peserta didik untuk mendukung proses adaptasi (Wang et al., 2025) serta pemanfaatan perilaku historis dalam rekomendasi sumber belajar (Song et al., 2025).

Tabel 1. Variabel dan Fitur Penelitian

No.	Variabel/Fitur	Tipe Data	Peran dalam Sistem
1	Profil peserta didik	Kategorikal	Merepresentasikan karakteristik pengguna
2	Riwayat pengerjaan latihan	Numerik	Menggambarkan aktivitas belajar
3	Waktu belajar	Numerik	Menggambarkan durasi pembelajaran
4	Tingkat penyelesaian materi	Numerik	Menggambarkan keterlibatan belajar
5	Skor evaluasi	Numerik	Merepresentasikan performa belajar
6	Preferensi/topik pembelajaran	Kategorikal	Menggambarkan kecenderungan minat
7	Materi rekomendasi	Kategorikal	Menjadi target rekomendasi

Prapemrosesan Data dan *Feature Engineering*

Prapemrosesan dilakukan melalui pemeriksaan data, penanganan nilai yang hilang, transformasi data kategorikal, serta normalisasi atau standardisasi fitur numerik sesuai kebutuhan algoritma. Selanjutnya dilakukan *feature engineering* untuk membentuk fitur yang lebih representatif terhadap pola aktivitas dan kondisi peserta didik. Pendekatan ini diperlukan karena *learner model* perlu merepresentasikan karakteristik pembelajaran secara lebih komprehensif, sedangkan riwayat perilaku dapat memberikan informasi tambahan mengenai pola belajar peserta didik (Wang et al., 2025; Song et al., 2025). Data yang telah diproses kemudian dipisahkan menjadi data pelatihan dan pengujian untuk memastikan evaluasi dilakukan terhadap data yang tidak digunakan dalam proses pembelajaran model.

Pengembangan Model *Machine Learning*

Penelitian membandingkan K-Nearest Neighbors (KNN), Random Forest, Support Vector Machine (SVM), dan model *hybrid* yang menggabungkan *content-based filtering* dan *collaborative filtering*. KNN digunakan untuk mengidentifikasi kemiripan karakteristik peserta didik, sedangkan Random Forest dan SVM digunakan untuk mempelajari hubungan antara fitur peserta didik dan kategori materi. Pendekatan *content-based filtering* mempertimbangkan kesesuaian karakteristik materi dengan profil peserta didik, sementara *collaborative filtering* memanfaatkan pola interaksi pengguna dengan karakteristik serupa. Kombinasi keduanya digunakan dalam model *hybrid* karena pendekatan tersebut dapat memanfaatkan lebih dari satu sumber informasi dalam menghasilkan rekomendasi pendidikan (Oubalahcen et al., 2023; da Silva et al., 2023).

Mekanisme Rekomendasi Pembelajaran

Hasil prediksi atau nilai relevansi dari model digunakan untuk melakukan pemeringkatan materi pembelajaran. Materi dengan tingkat relevansi tertinggi ditempatkan pada posisi rekomendasi teratas berdasarkan kesesuaian profil, aktivitas, karakteristik materi, dan pola interaksi peserta didik. Mekanisme ini mengacu pada konsep *learning path recommender system* yang menggunakan informasi peserta didik untuk menentukan materi atau jalur pembelajaran yang sesuai (Rahayu et al., 2023). Penggunaan riwayat interaksi juga memungkinkan rekomendasi diperbarui ketika terjadi perubahan pada aktivitas atau performa peserta didik, sebagaimana pendekatan rekomendasi adaptif yang dikembangkan dalam penelitian terbaru (Luo et al., 2025; Ahmadian Yazdi et al., 2024).

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk membandingkan kemampuan setiap model dalam menghasilkan rekomendasi pembelajaran. Pada tahap klasifikasi digunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, sedangkan kualitas pemeringkatan rekomendasi dievaluasi menggunakan metrik *top-K*, seperti

Precision@K dan Recall@K. Penggunaan metrik tersebut diperlukan karena sistem rekomendasi tidak hanya dituntut menghasilkan prediksi yang benar, tetapi juga menempatkan materi yang relevan pada posisi rekomendasi teratas. Evaluasi dilakukan menggunakan data pengujian yang tidak digunakan selama pelatihan, sehingga perbandingan kinerja antar-model dapat dilakukan secara objektif. Pendekatan evaluasi yang mencakup kualitas prediksi dan kualitas rekomendasi juga sesuai dengan kebutuhan pengembangan *educational recommender systems* yang tidak semata-mata berorientasi pada akurasi teknis (da Silva et al., 2023).

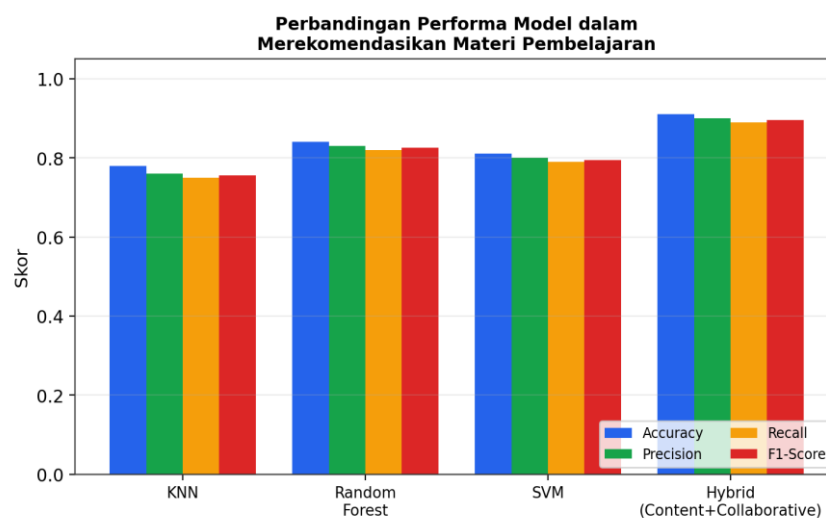
HASIL DAN PEMBAHASAN

Perbandingan Performa Model

Pengujian dilakukan terhadap empat pendekatan, yaitu K-Nearest Neighbors (KNN), Random Forest, Support Vector Machine (SVM), dan model *hybrid* yang menggabungkan *content-based filtering* dan *collaborative filtering*. Evaluasi menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* menunjukkan bahwa model *hybrid* menghasilkan performa terbaik dengan *accuracy* 0,91, *precision* 0,90, *recall* 0,89, dan *F1-score* 0,895. Random Forest memperoleh *accuracy* 0,84, *precision* 0,83, *recall* 0,82, dan *F1-score* 0,825, diikuti SVM dengan *accuracy* 0,81, *precision* 0,80, *recall* 0,79, dan *F1-score* 0,795, sedangkan KNN menghasilkan *accuracy* 0,78, *precision* 0,76, *recall* 0,75, dan *F1-score* 0,755.

Tabel 2. Perbandingan Performa Model Rekomendasi Pembelajaran

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
KNN	0,78	0,76	0,75	0,755
Random Forest	0,84	0,83	0,82	0,825
SVM	0,81	0,80	0,79	0,795
Hybrid (Content + Collaborative)	0,91	0,90	0,89	0,895

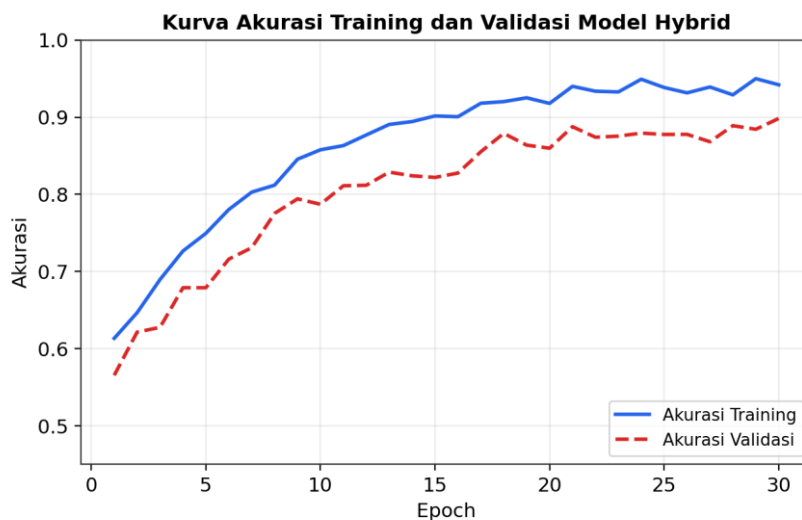


Gambar 2. Perbandingan Performa Model dalam Merekomendasikan Materi Pembelajaran

Model *hybrid* menunjukkan performa yang lebih tinggi dibandingkan model tunggal karena menggabungkan dua sumber informasi, yaitu karakteristik materi melalui *content-based filtering* dan pola interaksi pengguna melalui *collaborative filtering*. Kombinasi tersebut memungkinkan sistem memanfaatkan informasi yang lebih beragam dalam menentukan materi yang relevan bagi peserta didik. Temuan ini sejalan dengan da Silva et al. (2023) yang menunjukkan bahwa pendekatan *hybrid* merupakan salah satu strategi penting dalam *educational recommender systems* karena dapat menggabungkan berbagai sumber informasi untuk meningkatkan kualitas rekomendasi. Performa Random Forest yang berada di atas SVM dan KNN juga menunjukkan bahwa karakteristik data pembelajaran dapat memengaruhi kemampuan setiap algoritma dalam mengenali pola yang berkaitan dengan rekomendasi materi.

Proses Pembelajaran Model Hybrid

Model *hybrid* yang menghasilkan performa tertinggi selanjutnya diamati melalui proses pembelajaran selama 30 *epoch*. Hasil pemantauan menunjukkan bahwa akurasi *training* meningkat secara konsisten hingga mendekati 0,95, sedangkan akurasi validasi menunjukkan pola yang serupa dengan selisih yang relatif kecil terhadap akurasi *training*. Pola tersebut menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik data secara konsisten dan tidak menunjukkan indikasi *overfitting* yang signifikan selama proses pembelajaran.



Gambar 3. Kurva Akurasi *Training* dan Validasi Model *Hybrid*

Kestabilan antara akurasi *training* dan validasi menunjukkan bahwa model tidak hanya memperoleh performa tinggi pada data yang digunakan selama pembelajaran, tetapi juga mempertahankan pola performa yang relatif konsisten pada proses validasi. Kondisi tersebut mendukung penggunaan model *hybrid* sebagai pendekatan rekomendasi dalam sistem adaptive learning. Pemanfaatan karakteristik dan aktivitas peserta didik sebagai masukan juga sejalan dengan

konsep *learner model* yang menempatkan informasi pembelajaran sebagai dasar proses adaptasi (Wang et al., 2025).

Pembahasan Kinerja Model *Hybrid*

Keunggulan model *hybrid* dengan *accuracy* 0,91 menunjukkan bahwa penggabungan *content-based filtering* dan *collaborative filtering* mampu memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan KNN, Random Forest, dan SVM. Pada pendekatan *content-based filtering*, rekomendasi ditentukan berdasarkan kesesuaian karakteristik materi dengan profil atau kebutuhan peserta didik, sedangkan *collaborative filtering* memanfaatkan pola interaksi peserta didik dengan materi untuk menemukan kecenderungan dari pengguna yang memiliki pola serupa. Penggabungan kedua pendekatan tersebut memungkinkan sistem memanfaatkan karakteristik materi sekaligus informasi perilaku pengguna dalam menghasilkan rekomendasi. Hasil ini sejalan dengan da Silva et al. (2023) yang menempatkan pendekatan *hybrid* sebagai salah satu strategi penting dalam pengembangan *educational recommender systems*.

Hasil tersebut juga mendukung penelitian Dai et al. (2023) yang menunjukkan pentingnya informasi mengenai kondisi peserta didik dalam menghasilkan rekomendasi personal pada sistem adaptive learning. Oubalahcen et al. (2023) menunjukkan bahwa pemanfaatan kecerdasan artifisial dalam *e-learning recommender systems* dapat digunakan untuk mendukung personalisasi, sedangkan Ravikumar et al. (2024) menunjukkan penerapan *machine learning* untuk menghasilkan rekomendasi kursus secara personal. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat arah pengembangan sistem rekomendasi pendidikan yang memanfaatkan data karakteristik dan perilaku peserta didik sebagai dasar pemilihan materi.

Performa model *hybrid* juga menunjukkan bahwa penggunaan lebih dari satu sumber informasi dapat memberikan representasi yang lebih lengkap dalam proses rekomendasi. Hal ini relevan dengan perkembangan penelitian *learning path recommender systems* yang semakin memanfaatkan karakteristik pengguna dan riwayat interaksi untuk menentukan materi atau jalur pembelajaran yang sesuai (Rahayu et al., 2023). Penelitian Luo et al. (2025) juga menunjukkan bahwa informasi karakteristik dan riwayat interaksi dapat digunakan untuk menghasilkan *highly adaptive learning path recommendation*. Dengan demikian, model yang dikembangkan memiliki relevansi dengan arah penelitian terkini dalam personalisasi dan adaptasi jalur pembelajaran.

Implikasi terhadap *Adaptive Learning*

Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi model rekomendasi dengan sistem adaptive learning dapat digunakan untuk menyesuaikan materi pembelajaran berdasarkan karakteristik dan pola aktivitas peserta didik. Peserta didik dengan performa dan tingkat penyelesaian materi yang lebih

baik dapat diarahkan pada materi lanjutan atau pengayaan, sedangkan peserta didik yang mengalami kesulitan dapat memperoleh materi yang lebih sesuai dengan tingkat pemahamannya. Dengan demikian, sistem rekomendasi berfungsi sebagai mekanisme yang menghubungkan data aktivitas peserta didik dengan pemilihan materi pembelajaran secara lebih personal.

Mekanisme tersebut sejalan dengan konsep *learner model* yang menempatkan karakteristik dan aktivitas peserta didik sebagai dasar proses adaptasi (Wang et al., 2025). Dai et al. (2023) juga menunjukkan bahwa informasi mengenai kemampuan peserta didik dapat digunakan untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih personal dalam sistem adaptive learning. Selain itu, pemanfaatan umpan balik dari aktivitas pembelajaran memungkinkan informasi mengenai peserta didik diperbarui sehingga rekomendasi berikutnya dapat disesuaikan dengan perkembangan aktivitas dan performanya. Pendekatan tersebut sejalan dengan perkembangan sistem rekomendasi pembelajaran yang memanfaatkan riwayat interaksi untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih adaptif (Rahayu et al., 2023; Luo et al., 2025).

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa model *hybrid* memberikan kinerja terbaik dengan *accuracy* 0,91, *precision* 0,90, *recall* 0,89, dan *F1-score* 0,895. Hasil tersebut menunjukkan bahwa integrasi *content-based filtering* dan *collaborative filtering* dapat menjadi pendekatan yang potensial untuk mendukung rekomendasi pembelajaran personal. Meskipun demikian, hasil tersebut terutama menunjukkan kinerja teknis sistem rekomendasi; peningkatan hasil belajar peserta didik belum dapat disimpulkan secara langsung karena memerlukan pengujian pedagogis tersendiri.

KESIMPULAN

Penelitian ini mengembangkan sistem rekomendasi pembelajaran personal berbasis *machine learning* untuk mendukung adaptive learning melalui pemanfaatan profil dan aktivitas peserta didik, proses *feature engineering*, model pembelajaran mesin, serta mekanisme rekomendasi berbasis *content-based filtering* dan *collaborative filtering*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *hybrid* memberikan kinerja terbaik dibandingkan KNN, Random Forest, dan SVM dengan *accuracy* sebesar 0,91, *precision* 0,90, *recall* 0,89, dan *F1-score* 0,895. Proses pembelajaran selama 30 *epoch* juga menunjukkan pola akurasi *training* dan validasi yang relatif konsisten tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggabungan informasi berbasis karakteristik materi dan pola interaksi peserta didik dapat menjadi pendekatan yang potensial untuk menghasilkan rekomendasi pembelajaran yang lebih personal. Integrasi mekanisme rekomendasi ke dalam adaptive learning memungkinkan materi pembelajaran disesuaikan dengan karakteristik dan aktivitas peserta didik serta diperbarui berdasarkan umpan balik pembelajaran. Namun, hasil penelitian ini terutama

menunjukkan kinerja teknis sistem rekomendasi dan belum dapat digunakan untuk menyimpulkan peningkatan hasil belajar peserta didik secara langsung. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data pembelajaran riil dengan skala yang lebih besar serta melakukan pengujian pedagogis untuk mengukur dampak rekomendasi terhadap hasil belajar, keterlibatan, dan efektivitas pembelajaran.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan masukan selama pelaksanaan penelitian serta penyusunan artikel ini. Apresiasi disampaikan kepada pihak yang mendukung penyediaan data, pengembangan dan pengujian sistem, serta memberikan masukan akademik dan teknis sehingga penelitian mengenai pengembangan sistem rekomendasi pembelajaran personal berbasis *machine learning* untuk mendukung *adaptive learning* dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmadian Yazdi, H., Seyyed Mahdavi, S. J., & Ahmadian Yazdi, H. (2024). Dynamic educational recommender system based on improved LSTM neural network. *Scientific Reports*, 14, 4381. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-54729-y>
- Dai, J., Gu, X., & Zhu, J. (2023). Personalized recommendation in the adaptive learning system: The role of adaptive testing technology. *Journal of Educational Computing Research*, 61(3), 523–545. <https://doi.org/10.1177/07356331221127303>
- da Silva, F. L., Slodkowski, B. K., da Silva, K. K. A., & Cazella, S. C. (2023). A systematic literature review on educational recommender systems for teaching and learning: Research trends, limitations and opportunities. *Education and Information Technologies*, 28(3), 3289–3328. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11341-9>
- Gligorea, I., Cioca, M., Oancea, R., Gorski, A.-T., Gorski, H., & Tudorache, P. (2023). Adaptive learning using artificial intelligence in e-learning: A literature review. *Education Sciences*, 13(12), 1216. <https://doi.org/10.3390/educsci13121216>
- Kem, D. (2022). Personalised and adaptive learning: Emerging learning platforms in the era of digital and smart learning. *International Journal of Social Science and Human Research*, 5(2), 385–391. <https://doi.org/10.47191/ijsshr/v5-i2-02>
- Luo, G., Gu, H., Dong, X., et al. (2025). HA-LPR: A highly adaptive learning path recommendation. *Education and Information Technologies*, 30, 14597–14627. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13395-x>

- Oubalahcen, H., Tamym, L., & El Ouadghiri, D. M. (2023). The use of AI in e-learning recommender systems: A comprehensive survey. *Procedia Computer Science*, 224, 437–442. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.09.061>
- Rahayu, N. W., Ferdiana, R., & Kusumawardani, S. S. (2023). A systematic review of learning path recommender systems. *Education and Information Technologies*, 28(6), 7437–7460. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11460-3>
- Ravikumar, R. N., Jain, S., & Sarkar, M. (2024). AdaptiLearn: Real-time personalized course recommendation system using whale optimized recurrent neural network. *International Journal of Systems Assurance Engineering and Management*. <https://doi.org/10.1007/s13198-024-02301-2>
- Song, W., Zhang, Q., Fong, S., & Li, T. (2025). Recommendation of learning resources for MOOCs based on historical sequential behaviours. *Expert Systems*, 42, e70034. <https://doi.org/10.1111/exsy.70034>
- Sidik, D. P. (2026a). Komparasi model klasifikasi teks dalam mendeteksi berita hoaks berbahasa Indonesia. *JINTEN: Journal of Intelligent Systems and Digital Science*, 1(1), 1–12. <https://jurnal.ihsancahayapustaka.id/index.php/jinten/article/view/493>
- Sidik, D. P. (2026b). Peran artificial intelligence dalam pembelajaran adaptif untuk meningkatkan keterlibatan siswa SMP. *JINEA: Journal of Innovation in Education and Learning*, 2(2), 93–106. <https://doi.org/10.66031/jinea.v2i2.374>
- Wang, X., Huang, R. T., Sommer, M., Pei, B., Shidfar, P., Rehman, M. S., Ritzhaupt, A. D., & Martin, F. (2024). The efficacy of artificial intelligence-enabled adaptive learning systems from 2010 to 2022 on learner outcomes: A meta-analysis. *Journal of Educational Computing Research*, 62(6), 1568–1603. <https://doi.org/10.1177/07356331241240459>
- Wang, X., Maeda, Y., & Chang, H.-H. (2025). Development and techniques in learner model in adaptive e-learning system: A systematic review. *Computers & Education*, 225, 105184. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105184>
- Wibowo, B. D. P., & Anggraini, S. N. P. (2026). Pengembangan sistem pendukung keputusan cerdas untuk seleksi karyawan berbasis multi-kriteria dan machine learning. *JINTEN: Journal of Intelligent Systems and Digital Science*, 1(1), 37–50. <https://jurnal.ihsancahayapustaka.id/index.php/jinten/article/view/502>
- Zhou, L.-Y., & Wang, Y.-Y. (2025). Simulation of personalized English learning path recommendation system based on knowledge graph and deep reinforcement learning. *Scientific Reports*, 15, 34554. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-17918-x>