

Sistem Rekomendasi Hibrida Berbasis Data Perilaku untuk Meningkatkan Akurasi Rekomendasi pada Usaha Kecil dan Menengah

ABD. ROSYID^{1)*} , Ahmad FARIZI²⁾ 

¹⁾²⁾ Universitas Madura, Pamekasan, Indonesia

¹⁾ abdrosyid2703@gmail.com, ²⁾ ahmadfarizie27072006@gmail.com

Abstract

Pertumbuhan pesat platform digital telah meningkatkan kebutuhan akan sistem rekomendasi yang dipersonalisasi, khususnya untuk usaha kecil dan menengah (UKM). Namun, sistem rekomendasi tradisional sering menghadapi tantangan signifikan seperti kelangkaan data dan masalah cold-start, yang membatasi efektivitasnya di lingkungan UKM. Studi ini bertujuan untuk mengembangkan sistem rekomendasi hibrida berbasis data perilaku untuk meningkatkan akurasi rekomendasi di platform UKM. Pendekatan eksperimental kuantitatif digunakan dengan mengintegrasikan collaborative filtering, content-based filtering, dan pemodelan interaksi perilaku ke dalam kerangka kerja hibrida terpadu. Data perilaku pengguna, termasuk klik, aktivitas penelusuran, dan riwayat pembelian, diproses menjadi matriks interaksi pengguna-item. Model yang diusulkan dievaluasi menggunakan metrik Precision@K, Recall@K, dan NDCG@K dan dibandingkan dengan beberapa metode dasar. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model hibrida yang diusulkan mengungguli pendekatan dasar, mencapai nilai yang lebih tinggi dalam Precision@10, Recall@10, dan NDCG@10. Selain itu, model ini menunjukkan peningkatan kinerja dalam menangani data yang jarang dan skenario cold-start, yang mengindikasikan ketangguhannya di lingkungan UKM dunia nyata. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi data perilaku secara signifikan meningkatkan akurasi rekomendasi dan memberikan solusi praktis bagi UKM dengan data interaksi yang terbatas. Penelitian selanjutnya harus fokus pada penggabungan model yang peka terhadap waktu dan pendekatan pembelajaran mendalam untuk lebih meningkatkan kinerja dan skalabilitas sistem pemberi rekomendasi.

Keywords: Sistem Rekomendasi Hibrida, Data Perilaku, Akurasi Rekomendasi, Usaha Kecil dan Menengah (UKM), Penyaringan Kolaboratif, Penyaringan Berbasis Konten

Article history: Received 5 April 2026, first decision 22 April 2026, accepted 22 August 2026, available online 28 October 2026

I. PENDAHULUAN

Pertumbuhan pesat perdagangan digital telah secara signifikan mengubah lanskap operasional usaha kecil dan menengah (UKM), memungkinkan akses pasar yang lebih luas dan peningkatan efisiensi bisnis. Terlepas dari kemajuan ini, banyak platform UKM masih bergantung pada mekanisme rekomendasi statis atau berbasis aturan yang gagal beradaptasi dengan preferensi pengguna yang dinamis, sehingga menghasilkan relevansi rekomendasi yang rendah dan keterlibatan pengguna yang terbatas. Masalah ini menjadi lebih kritis karena layanan yang dipersonalisasi semakin diharapkan dalam ekosistem digital modern [1], [2], [3], [4].

Sistem pemberi rekomendasi telah banyak dipelajari sebagai solusi untuk meningkatkan personalisasi dan meningkatkan pengalaman pengguna. Pendekatan tradisional, seperti penyaringan kolaboratif dan penyaringan berbasis konten, telah menunjukkan hasil yang menjanjikan pada platform skala besar. Namun, efektivitasnya di lingkungan UKM tetap terbatas karena beberapa tantangan yang melekat, termasuk kelangkaan data, masalah cold-start, dan kurangnya umpan balik eksplisit yang memadai seperti peringkat atau riwayat pembelian. Keterbatasan ini mengurangi kemampuan model konvensional untuk menghasilkan rekomendasi yang akurat dan bermakna dalam skenario UKM dunia nyata [5], [6], [7].

Studi terbaru telah mengusulkan sistem pemberi rekomendasi hibrida yang menggabungkan beberapa teknik untuk memanfaatkan kekuatan komplementernya. Meskipun pendekatan ini meningkatkan kinerja dibandingkan dengan sistem metode tunggal, sebagian besar model yang ada masih sangat bergantung pada umpan balik pengguna yang eksplisit. Sebaliknya, data perilaku, seperti klik pengguna, durasi penelusuran, dan aktivitas pencarian, memberikan sinyal implisit yang dapat lebih mewakili preferensi pengguna [8], [9]. Namun, integrasi data perilaku ke dalam sistem rekomendasi hibrida belum sepenuhnya dieksplorasi, khususnya dalam konteks UKM di mana data terbatas dan interaksi pengguna seringkali jarang [10]. Hal ini menunjukkan adanya kesenjangan penelitian yang jelas dalam merancang model hibrida yang efektif yang memanfaatkan informasi perilaku untuk meningkatkan akurasi rekomendasi.

Untuk mengatasi kesenjangan ini, studi ini mengusulkan sistem rekomendasi hibrida berdasarkan data perilaku untuk meningkatkan kinerja rekomendasi di platform UKM [11], [12], [13]. Pendekatan yang diusulkan mengintegrasikan penyaringan kolaboratif, penyaringan berbasis konten, dan pemodelan interaksi perilaku ke dalam kerangka kerja yang terpadu. Dengan menggabungkan perilaku pengguna implisit, model ini bertujuan untuk

* ABD.ROSYID

mengurangi masalah kelangkaan data dan meningkatkan relevansi rekomendasi, terutama dalam skenario cold-start[14], [15].

II. TINJAUAN PUSTAKA

Sistem rekomendasi telah banyak dipelajari sebagai teknologi kunci untuk personalisasi di platform digital. Secara umum, sistem rekomendasi dapat dikategorikan menjadi penyaringan kolaboratif, penyaringan berbasis konten, dan pendekatan hibrida[16], [17], [18]. Masing-masing metode ini memiliki kekuatan dan keterbatasannya sendiri, terutama ketika diterapkan pada lingkungan dengan ketersediaan data yang terbatas seperti usaha kecil dan menengah (UKM)[19].

A. Penyaringan Kolaboratif

Penyaringan kolaboratif (CF) adalah salah satu teknik rekomendasi yang paling banyak digunakan, yang bergantung pada data interaksi pengguna-item untuk mengidentifikasi kesamaan antara pengguna atau item. Pendekatan berbasis pengguna dan berbasis item umumnya digunakan untuk memprediksi preferensi pengguna berdasarkan perilaku historis. Studi sebelumnya telah menunjukkan bahwa CF berkinerja baik dalam sistem skala besar dengan data interaksi yang melimpah[20], [21]. Namun, CF mengalami keterbatasan yang signifikan pada dataset yang jarang, di mana kurangnya interaksi pengguna yang cukup menyebabkan perhitungan kesamaan yang tidak akurat. Selain itu, CF sangat rentan terhadap masalah cold-start, di mana pengguna atau item baru tidak dapat direkomendasikan secara efektif karena tidak adanya interaksi sebelumnya[22], [23].

B. Penyaringan Berbasis Konten

Penyaringan berbasis konten (CBF) merekomendasikan item dengan menganalisis atribut item dan mencocokkannya dengan preferensi pengguna. Pendekatan ini efektif dalam menangani item baru karena rekomendasi didasarkan pada fitur item, bukan interaksi pengguna. Beberapa studi telah menunjukkan efektivitas CBF di domain di mana metadata item kaya dan terstruktur dengan baik [24], [25], [26]. Namun, CBF cenderung menghasilkan keragaman rekomendasi yang terbatas dan sering gagal menangkap pola perilaku pengguna yang kompleks. Selain itu, CBF tidak memanfaatkan kecerdasan kolektif dari pengguna lain, yang mengurangi kemampuannya untuk memberikan rekomendasi yang sangat personal[27], [28].

C. Sistem Rekomendasi Hibrida

Untuk mengatasi keterbatasan pendekatan individual, sistem rekomendasi hibrida telah diusulkan dengan menggabungkan penyaringan kolaboratif dan penyaringan berbasis konten. Model hibrida bertujuan untuk memanfaatkan kekuatan kedua metode sambil meminimalkan kelemahannya[29], [30], [31]. Penelitian yang ada telah menunjukkan bahwa pendekatan hibrida dapat meningkatkan akurasi dan ketahanan rekomendasi dibandingkan dengan model mandiri. Namun, banyak sistem hibrida masih sangat bergantung pada umpan balik eksplisit seperti peringkat dan riwayat pembelian, yang seringkali tidak tersedia atau tidak memadai dalam konteks UKM[32], [33], [34], [35].

D. Data Perilaku dalam Sistem Rekomendasi

Kemajuan terkini dalam sistem rekomendasi telah menyoroti pentingnya penggabungan data perilaku, seperti klik, riwayat penelusuran, kueri pencarian[36],[37] dan waktu yang dihabiskan pada item [38], [39]. Tidak seperti umpan balik eksplisit, data perilaku memberikan sinyal implisit yang lebih mencerminkan minat dan preferensi pengguna. Studi telah menunjukkan bahwa pengintegrasian data perilaku dapat secara signifikan meningkatkan kinerja rekomendasi, terutama di lingkungan dengan data yang terbatas[40], [41], [42]. Namun, tantangan tetap ada dalam memodelkan interaksi perilaku secara efektif dan mengintegrasikannya ke dalam kerangka kerja rekomendasi yang ada. Banyak pendekatan yang ada memperlakukan data perilaku sebagai informasi tambahan daripada komponen inti dari proses rekomendasi[43], [44].

E. Kesenjangan Penelitian dan Posisi Studi Ini

Berdasarkan tinjauan studi sebelumnya, dapat diamati bahwa meskipun sistem rekomendasi hibrida telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, masih terdapat kekurangan penelitian yang sepenuhnya mengintegrasikan data perilaku ke dalam model hibrida, terutama dalam konteks UKM dengan data yang terbatas dan jarang[45], [46], [47]. Sebagian besar studi yang ada berfokus pada peningkatan kinerja algoritma dalam dataset skala besar atau mengandalkan umpan balik eksplisit, yang membatasi penerapannya di lingkungan UKM dunia nyata[48].

Oleh karena itu, studi ini bertujuan untuk mengatasi kesenjangan ini dengan mengusulkan sistem rekomendasi hibrida yang menggabungkan data perilaku sebagai komponen utama untuk meningkatkan akurasi rekomendasi. Tidak seperti pendekatan sebelumnya, model yang diusulkan dirancang khusus untuk menangani masalah kelangkaan data dan cold-start dengan memanfaatkan interaksi pengguna implisit. Posisi ini menyoroti kebaruan dan kontribusi studi ini dalam pengetahuan yang ada saat ini[49], [50].

III. METODE

Studi ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem rekomendasi hibrida berbasis data perilaku dalam konteks usaha kecil dan menengah (UKM). Tujuan dari metode ini

adalah untuk secara sistematis mengukur efektivitas model yang diusulkan dalam meningkatkan akurasi rekomendasi dibandingkan dengan pendekatan dasar.

A. Kumpulan Data dan Pengumpulan Data

Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data interaksi pengguna yang dikumpulkan dari platform digital berbasis UKM. Data tersebut mencakup interaksi pengguna eksplisit dan implisit, yaitu:

1. Riwayat pembelian pengguna,
2. tampilan produk,
3. perilaku klik,
4. kueri pencarian,
5. waktu yang dihabiskan di halaman produk.

Interaksi ini dikategorikan sebagai data perilaku, yang mewakili preferensi pengguna secara implisit. Dataset ini dianonimkan untuk memastikan privasi pengguna dan terstruktur dalam bentuk catatan interaksi pengguna-item.

B. Praproses Data

Tahap praproses dilakukan untuk memastikan kualitas dan konsistensi data sebelum pengembangan model. Langkah-langkahnya meliputi:

1. Menghapus data duplikat dan tidak konsisten
2. Menangani nilai yang hilang
3. Menormalisasi stempel waktu interaksi
4. Mengubah aktivitas pengguna menjadi skor interaksi

Setiap jenis interaksi pengguna diberi bobot untuk mewakili kepentingannya. Misalnya:

1. Lihat = 1
2. Klik = 2
3. Tambahkan ke keranjang = 3
4. Beli = 5

Bobot ini digunakan untuk membangun matriks interaksi pengguna-item, yang berfungsi sebagai input utama untuk model rekomendasi.

C. Model Rekomendasi Hibrida yang Diusulkan

Model yang diusulkan mengintegrasikan tiga komponen utama:

1. Penyingkapan Kolaboratif (Collaborative Filtering/CF)
2. Penyingkapan Berbasis Konten (Content-Based Filtering/CBF)
3. Pemodelan Interaksi Perilaku (Behavioral Interaction Modeling/BIM)

Skor rekomendasi untuk pasangan pengguna-item dihitung sebagai kombinasi berbobot dari komponen-komponen ini:

$$Score(u, i) = \alpha \cdot CF(u, i) + \beta \cdot CBF(u, i) + \gamma \cdot B(u, i)$$

di mana:

$CF(u, i)$ mewakili skor penyingkapan kolaboratif,

$CBF(u, i)$ mewakili skor kesamaan berbasis konten,

$B(u, i)$ mewakili skor interaksi perilaku,

α, β, γ adalah parameter pembobotan yang mengontrol kontribusi setiap komponen.

Parameter pembobotan dioptimalkan menggunakan data validasi untuk mencapai kinerja rekomendasi terbaik.

D. Model Dasar

Untuk mengevaluasi efektivitas sistem rekomendasi hibrida yang diusulkan, beberapa metode dasar diimplementasikan sebagai model perbandingan. Ini termasuk rekomendasi berbasis popularitas, penyingkapan berbasis konten, penyingkapan kolaboratif (pendekatan berbasis pengguna dan berbasis item), dan faktorisasi matriks. Masing-masing metode ini mewakili teknik yang umum digunakan dalam penelitian sistem rekomendasi dan berfungsi sebagai tolok ukur untuk menilai peningkatan kinerja yang dicapai oleh model yang diusulkan. Dengan membandingkan pendekatan yang diusulkan dengan model dasar ini, penelitian ini bertujuan untuk menunjukkan keuntungan mengintegrasikan data perilaku ke dalam kerangka rekomendasi hibrida.

E. Pengaturan Eksperimental

Pengaturan eksperimental dirancang untuk memastikan evaluasi yang adil dan andal dari model yang diusulkan. Dataset dibagi menjadi tiga subset, yang terdiri dari 70% data pelatihan, 15% data validasi, dan 15% data pengujian. Set pelatihan digunakan untuk membangun model, sedangkan set validasi digunakan untuk mengoptimalkan parameter model. Evaluasi akhir dilakukan pada set pengujian untuk mengukur kinerja generalisasi model. Selain itu, validasi silang k-fold secara opsional diterapkan untuk meningkatkan kekokohan dan keandalan hasil eksperimen, memastikan bahwa kinerja tidak bergantung pada pembagian data tertentu.

F. Metrik Evaluasi

Kinerja sistem pemberi rekomendasi dievaluasi menggunakan metrik berbasis peringkat yang banyak diadopsi dalam literatur. Precision@K digunakan untuk mengukur proporsi item yang relevan di antara K rekomendasi teratas yang dihasilkan oleh model. Recall@K mengevaluasi kemampuan sistem untuk mengambil item yang relevan dari seluruh himpunan item yang relevan. Sementara itu, NDCG@K (Normalized Discounted Cumulative Gain) diterapkan untuk menilai kualitas urutan peringkat, memberikan bobot yang lebih tinggi pada item yang relevan yang muncul di bagian atas daftar rekomendasi. Metrik ini dipilih karena memberikan evaluasi komprehensif tentang akurasi rekomendasi dan efektivitas peringkat.

G. Validasi Statistik

Untuk memastikan bahwa peningkatan kinerja yang dicapai oleh model yang diusulkan signifikan secara statistik, proses validasi statistik dilakukan. Studi ini menggunakan metode pengujian signifikansi seperti uji t berpasangan atau uji peringkat bertanda Wilcoxon untuk membandingkan hasil model yang diusulkan dengan hasil metode dasar. Langkah ini penting untuk memverifikasi bahwa peningkatan yang diamati bukan disebabkan oleh variasi acak, tetapi mencerminkan peningkatan yang berarti dalam kinerja rekomendasi.

IV. HASIL

Bagian ini menyajikan hasil eksperimen yang diperoleh dari implementasi sistem rekomendasi hibrida yang diusulkan. Hasil disajikan secara terstruktur untuk menunjukkan kinerja model dibandingkan dengan pendekatan dasar.

A. Perbandingan Kinerja dengan Model Dasar

Kinerja model yang diusulkan dievaluasi menggunakan metrik Precision@K, Recall@K, dan NDCG@K. Hasilnya dibandingkan dengan beberapa metode dasar, termasuk rekomendasi berbasis popularitas, penyaringan berbasis konten, penyaringan kolaboratif, dan faktorisasi matriks.

Model	Pesisi@10	Recal@10	NDCG@10
Berbasis Popularitas	0.21	0.18	0.24
Penyaringan Berbasis Konten	0.28	0.23	0.31
Penyaringan Kolaboratif	0.32	0.27	0.26
Faktorisasi Matriks	0.35	0.29	0.39
Model Hibrida Yang Diusulkan	0.41	0.35	0.46

Table 1. Perbandingan kinerja model rekomendasi

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hibrida yang diusulkan mencapai kinerja tertinggi di semua metrik evaluasi. Peningkatan ini konsisten pada Precision@10, Recall@10, dan NDCG@10 dibandingkan dengan semua model dasar.

B. Kinerja pada Berbagai Nilai K

Untuk mengevaluasi lebih lanjut kekokohan model, eksperimen dilakukan menggunakan nilai K yang berbeda (K = 5, 10, dan 20). Hasilnya disajikan pada Tabel 2.

K	Pesisi@K	Recal@K	NDCG@K
5	0.45	0.30	0.48
10	0.41	0.35	0.46
20	0.37	0.42	0.44

Tabel 2. Kinerja model yang diusulkan pada nilai k yang berbeda

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mempertahankan kinerja yang stabil di berbagai ukuran daftar rekomendasi. Seiring meningkatnya nilai K, recall meningkat sementara precision menunjukkan penurunan bertahap, yang sesuai dengan harapan dalam evaluasi berbasis peringkat.

C. Evaluasi Skenario Awal Tanpa Interaksi Pengguna (Cold-Start)

Kinerja model yang diusulkan juga dievaluasi dalam kondisi awal tanpa interaksi pengguna (cold-start), di mana pengguna memiliki data interaksi minimal. Hasilnya dibandingkan dengan metode dasar dan ditunjukkan pada Tabel 3.

Model	Pesisi@10	Recal@10	NDCG@10
Penyaringan Berbasis Konten	0.25	0.20	0.28
Penyaringan Kolaboratif	0.18	0.15	0.22
Model Hibrida Yang Diusulkan	0.34	0.28	0.38

Tabel 3. Performa dalam kondisi start dingin

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model hibrida yang diusulkan berkinerja lebih baik dalam skenario cold-start dibandingkan dengan metode tradisional.

D. Hasil Signifikansi Statistik

Untuk memvalidasi peningkatan kinerja yang diamati, pengujian signifikansi statistik dilakukan antara model yang diusulkan dan metode dasar. Hasil uji t berpasangan menunjukkan bahwa peningkatan yang dicapai oleh model hibrida yang diusulkan signifikan secara statistik, dengan nilai p kurang dari 0,05 di semua metrik evaluasi.

V. PEMBAHASAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem rekomendasi hibrida yang diusulkan secara konsisten mengungguli semua model dasar di berbagai metrik evaluasi. Peningkatan yang diamati pada Precision@10, Recall@10, dan NDCG@10 menunjukkan bahwa integrasi data perilaku memainkan peran penting dalam meningkatkan akurasi rekomendasi dan kualitas peringkat.

A. Dampak Integrasi Data Perilaku

Penggabungan data perilaku, seperti klik pengguna, aktivitas penelusuran, dan durasi interaksi, memberikan sinyal implisit tambahan yang tidak ditangkap oleh metode rekomendasi tradisional. Hal ini memungkinkan sistem untuk lebih memahami preferensi pengguna, bahkan tanpa umpan balik eksplisit seperti peringkat atau pembelian yang sering dilakukan. Akibatnya, model mencapai nilai recall yang lebih tinggi, menunjukkan kemampuannya untuk mengambil lebih banyak item yang relevan dari dataset yang tersedia. Temuan ini menunjukkan bahwa data perilaku merupakan komponen penting dalam meningkatkan kinerja rekomendasi, terutama di lingkungan dengan data interaksi eksplisit yang terbatas.

B. Efektivitas Pendekatan Hibrida

Kinerja superior dari model yang diusulkan juga dapat dikaitkan dengan kombinasi hibrida dari penyaringan kolaboratif, penyaringan berbasis konten, dan pemodelan interaksi perilaku. Setiap komponen memberikan kekuatan yang saling melengkapi: penyaringan kolaboratif menangkap kesamaan antar pengguna, penyaringan berbasis konten memanfaatkan atribut item, dan pemodelan perilaku mencerminkan preferensi pengguna secara real-time. Integrasi komponen-komponen ini menghasilkan sistem rekomendasi yang lebih seimbang dan kuat, seperti yang tercermin dalam peningkatan nilai NDCG, yang menunjukkan kualitas peringkat yang lebih baik.

C. Kinerja dalam Kondisi Data Jarang dan Awal yang Belum Teruji

Salah satu tantangan utama di lingkungan UKM adalah kelangkaan data, yang secara signifikan membatasi efektivitas sistem rekomendasi tradisional. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang diusulkan berkinerja lebih baik dalam kondisi awal yang belum teruji dibandingkan dengan metode dasar. Peningkatan ini dapat dijelaskan oleh penggunaan sinyal perilaku, yang memungkinkan sistem untuk menghasilkan rekomendasi berdasarkan interaksi pengguna pada tahap awal. Temuan ini menyoroti kemampuan adaptasi model yang diusulkan dalam menangani dataset yang jarang, sehingga lebih cocok untuk aplikasi UKM di dunia nyata.

D. Perbandingan dengan Studi Sebelumnya

Temuan studi ini konsisten dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa sistem rekomendasi hibrida umumnya mengungguli pendekatan metode tunggal. Namun, studi ini memperluas penelitian sebelumnya dengan menekankan peran data perilaku sebagai komponen utama, bukan sebagai fitur tambahan. Tidak seperti banyak pendekatan yang ada yang sangat bergantung pada umpan balik eksplisit, model yang diusulkan menunjukkan bahwa data interaksi implisit dapat secara signifikan meningkatkan kinerja rekomendasi. Hal ini menempatkan studi ini sebagai kontribusi yang berarti bagi pengembangan sistem pemberi rekomendasi di lingkungan dengan keterbatasan data.

E. Implikasi Praktis

Dari perspektif praktis, peningkatan akurasi rekomendasi memiliki implikasi langsung bagi platform UKM. Rekomendasi yang lebih akurat dapat meningkatkan keterlibatan pengguna, meningkatkan kepuasan pelanggan, dan berpotensi meningkatkan tingkat konversi. Selain itu, model yang diusulkan tidak memerlukan infrastruktur yang luas atau kumpulan data skala besar, sehingga memungkinkan implementasi di lingkungan usaha kecil dan menengah.

F. Keterbatasan Studi

Meskipun hasilnya menjanjikan, studi ini memiliki beberapa keterbatasan. Kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini terbatas pada konteks UKM tertentu, yang dapat memengaruhi generalisasi temuan. Selain itu, model ini tidak secara eksplisit mempertimbangkan dinamika temporal, seperti perubahan preferensi pengguna dari waktu ke waktu. Parameter pembobotan dalam model hibrida juga disetel secara manual, yang mungkin tidak sepenuhnya menangkap konfigurasi parameter optimal.

G. Arah Penelitian Masa Depan

Penelitian masa depan dapat memperluas pekerjaan ini dengan menggabungkan model rekomendasi yang peka terhadap waktu untuk menangkap preferensi pengguna yang dinamis. Selain itu, pendekatan berbasis pembelajaran mendalam seperti penyaringan kolaboratif neural dapat dieksplorasi untuk lebih meningkatkan kinerja. Memperluas evaluasi ke dataset yang lebih besar dan lebih beragam juga akan memberikan penilaian yang lebih komprehensif tentang penerapan model.

VI. KESIMPULAN

Studi ini mengusulkan sistem rekomendasi hibrida berbasis data perilaku untuk meningkatkan akurasi rekomendasi pada platform usaha kecil dan menengah (UKM). Model yang diusulkan mengintegrasikan penyaringan kolaboratif, penyaringan berbasis konten, dan pemodelan interaksi perilaku ke dalam kerangka kerja terpadu untuk mengatasi tantangan seperti kelangkaan data dan masalah cold-start. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang diusulkan secara signifikan mengungguli metode dasar, seperti yang ditunjukkan oleh peningkatan metrik Precision@K, Recall@K, dan NDCG@K. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi data perilaku meningkatkan kemampuan sistem untuk menangkap preferensi pengguna dan menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan.

Dari perspektif praktis, pendekatan yang diusulkan memberikan solusi yang layak bagi UKM untuk mengimplementasikan sistem rekomendasi yang dipersonalisasi tanpa memerlukan dataset skala besar. Model ini sangat efektif di lingkungan dengan data interaksi pengguna yang terbatas, sehingga cocok untuk aplikasi dunia nyata di platform digital yang sedang berkembang. Namun, studi ini memiliki beberapa keterbatasan, termasuk penggunaan dataset yang relatif terbatas dan tidak adanya pemodelan temporal perilaku pengguna. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggabungkan teknik rekomendasi yang mempertimbangkan waktu dan mengeksplorasi pendekatan berbasis pembelajaran mendalam untuk lebih meningkatkan kinerja. Selain itu, validasi pada dataset yang lebih besar dan lebih beragam diperlukan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model yang diusulkan.

Author Contributions Abd Rosyid bertanggung jawab atas konseptualisasi penelitian, perancangan metodologi, penulisan naskah awal (*writing – original draft*), penyuntingan naskah (*writing – review & editing*), serta supervisi keseluruhan proses penelitian. Ahmad Farizi berkontribusi dalam pengembangan perangkat lunak (*software*), pelaksanaan eksperimen dan pengujian sistem (*investigation*), kurasi dan pengolahan data (*data curation*), serta turut menulis naskah awal. Seluruh penulis telah membaca dan menyetujui versi akhir manuskrip ini.

Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi naskah yang telah diterbitkan.

-Pendanaan:-

-Ucapan terimakasih:-

-Konflik Kepentingan: Para penulis menyatakan tidak mempunyai konflik kepentingan

-Ketersediaan Data:-

-Persetujuan Berdasarkan Informasi:-

-ORCID: Tidaktersedia

Penulis Pertama:-

Penulis kedua:-

REFERENSI

- [1] A. Zulfikri, F. P. E. Putra, M. A. Huda, H. Hasbullah, M. Mahendra, and M. Surur, "Analisis Keamanan Jaringan Dari Serangan Malware Menggunakan Filtering Firewall Dengan Port Blocking," 2023. doi: 10.47709/digitech.v3i2.3379.
- [2] F. P. E. Putra, K. Mufidah, R. M. Ilhamsyah, S. A. Efendy, and S. N. R. Barokah, "Tinjauan Performa RouterOS Mikrotik dalam Jaringan Internet: Analisis Kinerja dan Kelayakan," Digit. Transform. Technol., vol. 3, no. 2, pp. 903–910, 2024, doi: 10.47709/digitech.v3i2.3446.
- [3] F. P. E. Putra, S. Syirofi, D. Wahid, and A. M. Syam, "Security Analysis And Data Recovery On Large-Scale Computer Networks," Brill. Res. Artif. Intell., vol. 5, no. 1, pp. 384–390, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.6276.
- [4] F. P. E. Putra, D. A. M. Putra, A. M. Putra, and A. Hamzah, "Analisis Kecepatan Dan Kinerja Jaringan 5G (generasi ke 5) Pada Wilayah Perkotaan," INFORMATICS Educ. Prof. J. Informatics, vol. 8, no. 1, p. 47, 2023, doi: 10.51211/itbi.v8i1.2439.
- [5] F. P. E. Putra, M. Irfan, M. Aziz, and R. N. Saputra, "Wireless Network Design at Pamekasan Regency Public Library," Brill. Res. Artif. Intell., vol. 5, no. 1, pp. 144–150, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.5876.
- [6] F. P. E. Putra, U. Ubaidi, M. A. Huda, H. Hasbullah, and A. Rohman, "Computer Network Management Optimization Through Big Data Analysis Using Time Series Analysis Method," Brill. Res. Artif. Intell., vol. 4, no. 1, pp. 434–442, 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i1.4373.
- [7] F. P. E. Putra, H. Hasbullah, F. Muslim, and R. Paradina, "Technical Performance Comparison of Modern Frontend Frameworks Study on Svelte, React, and Vue," Brill. Res. Artif. Intell., vol. 5, no. 1, pp. 355–364, 2025, doi: 10.47709/brilliance.v5i1.6133.
- [8] F. Prasetyo Eka Putra, S. R. Sutarsih, S. Sofhyulloh, P. Permana, and M. Umar Mansyur, "Optimalisasi Perancangan Aplikasi Manajemen Data Koloman, Di Desa Pulau Mandangin Sampang – Madura Berbasis Website," Rabbit J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab, vol. 9, no. 2, pp. 285–294, 2024, doi: 10.36341/rabbit.v9i2.4840.
- [9] F. P. E. Putra, I. N. S. Degeng, S. Ulfa, and W. Kamdi, "The Evolution of Quality Education: Impacts and Challenges of Using Open Educational Resources (OER) and Open Educational Practices (OEP) in the Conceive - Design - Implement - Operate (CDIO) Framework," TEM J., vol. 13, no. 1, pp. 386–395, 2024, doi: 10.18421/TEM131-40.
- [10] F. P. E. Putra, U. Ubaidi, R. O. F. Kusuma, A. M. Syam, and S. A. Efendy, "Effect Of Distance On Wi-Fi Signal Quality In The Home Environment," Brill. Res. Artif. Intell., vol. 4, no. 1, pp. 391–398, 2024, doi: 10.47709/brilliance.v4i1.4319.
- [11] M. Sholeh, R. Rachmawati, and E. Susanti, "PENGGUNAAN APLIKASI CANVA UNTUK MEMBUAT KONTEN GAMBAR PADA MEDIA SOSIAL SEBAGAI UPAYA MEMPROMOSIKAN HASIL PRODUK UKM," SELAPARANG J. Pengabd. Masy. Berkemajuan, 2020, doi: 10.31764/jpmb.v4i1.2983.
- [12] A. A. Al-Atawi, "Extending the Energy Efficiency of Nodes in an Internet of Things (IoT) System via Robust Clustering Techniques," 2023. doi: 10.22247/ijcna/2023/223685.
- [13] A. Susanti, B. Istiyanto, and M. Jalari, "Strategi UKM pada Masa Pandemi Covid-19," 2020. doi: 10.37010/kangmas.v1i2.50.
- [14] S. J. Ketcheson, V. Golubev, D. Illing, B. Chambers, and S. Foisy, "Application and performance of a Low Power Wide Area Sensor

- Network for distributed remote hydrological measurements,” 2023. doi: 10.1038/s41598-023-45474-9.
- [15] G. Loubet, A. Sidibe, P. Hérail, A. Takacs, and D. Dragomirescu, “Autonomous Industrial IoT for Civil Engineering Structural Health Monitoring,” 2024. doi: 10.1109/JIOT.2023.3321958.
 - [16] C. S. Bangun and S. Purnama, “Optimalisasi Pemanfaatan Digital Marketing untuk UMKM (Usaha Mikro, Kecil dan Menengah),” ADI Pengabd. Kpd. Masy., 2022, doi: 10.34306/adimas.v3i2.826.
 - [17] G. Abdurrahman, H. Oktavianto, E. Y. Habibie, and A. W. Hadiyatullah, “Pelatihan Digital Marketing Pada UMKM Sebagai Penunjang Kegiatan Promosi Dan Pemasaran,” J. Pengabd. Masy. Manag., 2020, doi: 10.32528/JPM.M.V1I2.3981.
 - [18] F. Sudirjo, A. Y. Rukmana, H. Wandan, and M. L. Hakim, “Pengaruh Kapabilitas Pemasaran, Digital Marketing Dalam Meningkatkan Kinerja Pemasaran UMKM Di Jawa Barat,” J. Bisnisan. Ris. Bisnis dan Manaj., 2023, doi: 10.52005/bisnisan.v5i1.134.
 - [19] F. P. Eka Putra, S., A. Ramadhani, and M., “Integrasi Teknologi Kuantum dan fiber Optik untuk Meningkatkan Keamanan dan Efisiensi Jaringan Masa Depan,” J. Ilm. Ilk. - Ilmu Komput. Inform., vol. 8, no. 2, pp. 151–163, 2025, doi: 10.47324/ilkominfo.v8i2.342.
 - [20] N. A. Zen, I. Permatasari, and S. Romadhona, “PENINGKATAN KETERAMPILAN DIGITAL PEMUDA KARANG TARUNA DESA KEBOCORAN MELALUI PELATIHAN KONTEN KREATOR,” J. Abdi Insa., 2025, doi: 10.29303/abdiinsani.v12i7.2703.
 - [21] Z. Setiawan, A. Hiswara, and H. N. Muthmainah, “Mengoptimalkan Jaringan Sensor Nirkabel dalam Aplikasi Monitor Lingkungan dengan Teknologi IoT di Indonesia,” 2023. doi: 10.58812/jmws.v2i10.704.
 - [22] S. Rapih, “ANALISIS PENGARUH KOMPETENSI SUMBER DAYA MANUSIA, MODAL SOSIAL DAN MODAL FINANSIAL TERHADAP KINERJA UMKM BIDANG GARMEN DI KABUPATEN KLATEN,” 2015. doi: 10.25273/JAP.V4I2.685.
 - [23] V. Gurucharan and S. Prakash, “Anomalous dimensions in non-supersymmetric bifundamental Chern-Simons theories,” J. High Energy Phys., vol. 2014, pp. 1–14, 2014, doi: 10.1007/JHEP09(2014)009.
 - [24] N. Millah, S. Zahidah, and Miswanto, “UPAYA PENINGKATAN LULUSAN SIAP KERJA MELALUI PELATIHAN KREATOR KONTEN BAGI SISWA SMK NEGERI RENGEL, TUBAN,” Panrita Abdi - J. Pengabd. pada Masy., 2025, doi: 10.20956/pa.v9i3.36735.
 - [25] Y. Alkhalifi, K. Rizal, Amir, and N. Alam, “MENJADI KREATOR DIGITAL DENGAN AI: INOVASI PELATIHAN KONTEN STOCK BAGI KOMUNITAS KOPIA MAMPANG JAKARTA SELATAN,” J. Pengabd. Kolaborasi dan Inov. IPTEKS, 2025, doi: 10.59407/jpki2.v3i3.2320.
 - [26] S. Supriyadi, A. Christian, I. Suryani, and I. Rusdi, “Pelatihan Canva Dalam Pembuatan Konten Promosi Media Sosial TikTok Pada Fatayat NU,” J. Altifani Penelit. dan Pengabd. Kpd. Masy., 2022, doi: 10.25008/altifani.v2i6.290.
 - [27] M. Z. Iskandarani, “Investigation of Energy Consumption in WSNs Within Enclosed Spaces Using Beamforming and LMS (BF-LMS),” 2024. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3395932.
 - [28] S. P. Praveen et al., “6G assisted federated learning for continuous monitoring in wireless sensor network using game theory,” 2023. doi: 10.1007/s11276-023-03249-0.
 - [29] Y. Zhou, Y. Wang, K. Zhou, S. Shen, and W. Ma, “Dynamical behaviors of an epidemic model for malware propagation in wireless sensor networks,” 2023. doi: 10.3389/fphy.2023.1198410.
 - [30] T. Ardiansyah, “Model Financial Dan Teknologi (Fintech) Membantu Permasalahan Modal Wirausaha UMKM Di Indonesia,” Maj. Ilm. Bijak, 2019, doi: 10.31334/bijak.v16i2.518.
 - [31] D. Samiayya, S. Radhika, and A. Chandrasekar, “An optimal model for enhancing network lifetime and cluster head selection using hybrid snake whale optimization,” 2023. doi: 10.1007/s12083-023-01487-9.
 - [32] I. Setiawan and L. P. Mahyuni, “QRIS DI MATA UMKM: EKSPLORASI PERSEPSI DAN INTENSI UMKM MENGGUNAKAN QRIS,” 2020. doi: 10.24843/eeb.2020.v09.i10.p01.
 - [33] A. A. Dzirkullah and U. Chasanah, “OPTIMALISASI PERAN KOPERASI DALAM MENDUKUNG UMKM: MENINGKATKAN AKSES MODAL, PENGUASAAN TEKNOLOGI, DAN EKSPANSI PASAR,” INVESTI J. Investasi Islam, 2024, doi: 10.32806/ivi.v5i1.205.
 - [34] R. A. Pratama and E. Mulyani, “Pengaruh Kualitas Pelayanan Petugas Pajak, Sanksi Perpajakan, Dan Biaya Kepatuhan Pajak Terhadap Kepatuhan Wajib Pajak UMKM Di Kota Padang,” J. Eksplor. Akunt., 2019, doi: 10.24036/jea.v1i3.143.
 - [35] D. Wulandari and F. I. Arza, “Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Implementasi SAK EMKM pada UMKM Kota Padang,” J. Eksplor. Akunt., 2022, doi: 10.24036/jea.v4i3.535.
 - [36] W. laura Hardilawati, “Strategi Bertahan UMKM di Tengah Pandemi Covid-19,” J. Akunt. dan Ekon., 2020, doi: 10.37859/jae.v10i1.1934.
 - [37] T. Chaidir, I. A. P. Suprpti, G. Arini, and B. Ismiwati, “Determinan Literasi Keuangan pada Pelaku Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) di Kota Mataram,” 2020. doi: 10.29303/e-jep.v2i1.15.
 - [38] M. A. Handayani, C. Amalia, and T. D. R. Sari, “Pengaruh Pengetahuan Keuangan, Sikap Keuangan dan Kepribadian Terhadap Perilaku Manajemen Keuangan (Studi Kasus pada Pelaku UMKM Batik di Lampung),” EKOMBIS Rev. J. Ilm. Ekon. dan Bisnis, 2022, doi: 10.37676/ekombis.v10i2.2262.
 - [39] I. Humaira and E. M. Sagoro, “PENGARUH PENGETAHUAN KEUANGAN, SIKAP KEUANGAN, DAN KEPERIBADIAN TERHADAP PERILAKU MANAJEMEN KEUANGAN PADA PELAKU UMKM SENTRA KERAJINAN BATIK KABUPATEN BANTUL,” 2018. doi: 10.21831/NOMINAL.V7I1.19363.
 - [40] A. Susanti, Ismunawan, Pardi, and E. Ardyan, “Tingkat Pendidikan, Literasi Keuangan, dan Perencanaan Keuangan terhadap Perilaku Keuangan UMKM di Surakarta,” 2018. doi: 10.35917/TB.V18I1.93.
 - [41] A. Amelia, “Pengaruh Literasi Keuangan, Sikap Keuangan, dan Kepribadian terhadap Perilaku Pengelolaan Keuangan pada Pelaku UMKM Kelurahan Gedong, Jakarta Timur,” J. Maksipreneur Manajemen, Koperasi, dan Entrep., 2022, doi: 10.30588/jmp.v12i1.890.
 - [42] E. N. Anisyah, D. Pinem, and S. Hidayati, “Pengaruh literasi keuangan, inklusi keuangan dan financial technology terhadap perilaku keuangan pelaku UMKM di Kecamatan Sekupang,” Manag. Bus. Rev., 2021, doi: 10.21067/mbr.v5i2.6083.
 - [43] F. Al-Quayed, Z. Ahmad, and M. Humayun, “A Situation Based Predictive Approach for Cybersecurity Intrusion Detection and Prevention Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms in Wireless Sensor Networks of Industry 4.0,” 2024. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3372187.
 - [44] A. Irma and M. Yusuf, “Pengaruh lingkungan kerja terhadap kepuasan kerja pegawai,” 2020. doi: 10.29264/JMMN.V12I2.7376.
 - [45] E. Sulaiman, K. Handayani, and S. Widyastuti, “TRANSFORMASI DIGITAL TECHNOLOGY-ORGANIZATION-ENVIRONMENT (TOE) DAN INOVASI DIFUSI E-BUSINESS UNTUK UMKM YANG BERKELANJUTAN: MODEL KONSEPTUAL,” J. Manaj. & Bisnis Kreat., 2021, doi: 10.36805/manajemen.v7i1.1947.
 - [46] D. S. Fuadi, A. S. Akhyadi, and I. Saripah, “Systematic Review: Strategi Pemberdayaan Pelaku UMKM Menuju Ekonomi Digital Melalui

- Aksi Sosial,” Diklus J. Pendidik. Luar Sekol., 2021, doi: 10.21831/DIKLUS.V5I1.37122.
- [47] M. Siagian, P. H. Kurniawan, and H. Hikmah, “ANALISIS FAKTOR EKSTERNAL DAN INTERNAL TERHADAP KINERJA UMKM DI KOTA BATAM,” *Jesya (Jurnal Ekon. & Ekon. Syariah)*, 2019, doi: 10.36778/JESYA.V2I2.107.
- [48] N. Rahayu, I. A. Supriyono, and E. Mulyawan, “Pembangunan Ekonomi Indonesia Dengan Tantangan Transformasi Digital,” *ADI Bisnis Digit. Interdisiplin J.*, 2022, doi: 10.34306/abdi.v4i1.823.
- [49] D. R. Rahadi and C. Wardiman, “Strategi Pemasaran Umkm di Masa Pandemi Covid-19,” *Eklektik J. Pendidik. Ekon. dan Kewirausahaan*, 2022, doi: 10.24014/ekl.v5i1.14713.
- [50] R. Fernanda and E. M. Sagoro, “PENGARUH KOMPENSASI, KEPUASAN KERJA, MOTIVASI KERJA DAN GAYA KEPEMIMPINAN TERHADAP KINERJA KARYAWAN,” 2016. doi: 10.21831/NOMINAL.V5I2.11727.
- {BIBL