

Paper Title* (use style: paper title)

*Note: Sub-titles are not captured in Xplore and should not be used

line 1: 1st Given Name Surname
line 2: dept. name of organization
(of Affiliation)
line 3: name of organization
(of Affiliation)
line 4: City, Country
line 5: email address or ORCID

line 1: 2nd Given Name Surname
line 2: dept. name of organization
(of Affiliation)
line 3: name of organization
(of Affiliation)
line 4: City, Country
line 5: email address or ORCID

Abstract—This electronic document is a “live” template and already defines the components of your paper [title, text, heads, etc.] in its style sheet. ***CRITICAL: Do Not Use Symbols, Special Characters, Footnotes, or Math in Paper Title or Abstract.** (Abstract)

Keywords—component, formatting, style, styling, insert (key words)

I. INTRODUCTION

Di tengah kemajuan era digital, sistem rekomendasi berbasis Kecerdasan Buatan (AI) [1] yang seharusnya menjadi gerbang menuju keragaman [2] justru sering kali menjadi tembok yang mengisolasi aset-aset warisan budaya dari perhatian wisatawan. Fenomena yang dikenal sebagai bias popularitas [3] ini menyebabkan algoritma cenderung terus-menerus merekomendasikan destinasi yang sudah terkenal [4], menimbulkan siklus negatif yang menyebabkan situs budaya bernilai tinggi menjadi semakin tidak mendapat perhatian. Bukti nyata dari ketimpangan ini terlihat jelas pada data pariwisata Kabupaten Sumedang [5], di mana 10 destinasi utama menyedot 72,4% dari total 1,31 juta kunjungan wisatawan, sementara 67 destinasi lainnya termasuk situs bersejarah berbagi sisa kunjungan yang sangat sedikit. Kondisi ini mempertegas urgensi untuk mengembangkan teknologi rekomendasi yang secara sadar dirancang untuk mempromosikan keadilan [3] dan keberagaman [4].

Penelitian-penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi berbagai pendekatan dalam sistem rekomendasi pariwisata [6], namun masih terdapat kesenjangan yang perlu diatasi. Kendala utama adalah keterbatasan adaptasi real-time terhadap perubahan dinamis seperti cuaca atau popularitas media sosial, di mana sistem cenderung rentan dalam kondisi yang cepat berubah [7]. Selain itu, masalah bias popularitas (*Long Tail Problem*) mengakibatkan sistem memprioritaskan tempat wisata populer dengan rating tinggi, sehingga destinasi potensial yang belum terkenal sering terabaikan [3]. Tantangan *Cold Start* [4] dan kelangkaan data (*Sparsity*) [8] juga memperburuk pengabaian terhadap destinasi kurang populer. Meskipun beberapa penelitian telah menunjukkan kemajuan dalam akurasi [9], aspek keberagaman (*diversity*) [2] dan cakupan (*coverage*) [1] destinasi belum menjadi fokus utama.

Kontribusi spesifik dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Mengusulkan arsitektur sistem rekomendasi baru yang menggabungkan beragam sumber data *real-time* (cuaca, lalu lintas, tren media sosial) melalui teknologi *data streaming* dan *machine learning*, yang memungkinkannya memperbarui rekomendasi secara dinamis.
- Mengimplementasikan modul *bias correction* pada tahap *ranking* untuk secara aktif meningkatkan *diversity* dan *coverage*. Strategi ini berbeda dari studi terdahulu yang umumnya fokus pada akurasi dan sejalan dengan metode penanganan bias popularitas modern.
- Menyajikan evaluasi komprehensif yang tidak hanya mengukur akurasi, tetapi juga secara khusus menilai efektivitas sistem dalam mempromosikan destinasi baru melalui metrik *novelty*, yang diukur dengan skor popularitas.

Makalah ini selanjutnya disusun dengan sistematika sebagai berikut. Bagian II membahas tinjauan pustaka dan penelitian terkait. Bagian III dan IV merinci metodologi penelitian serta arsitektur sistem yang diusulkan. Hasil dan analisis eksperimen akan dipaparkan di Bagian V, yang kemudian ditutup dengan kesimpulan di Bagian VI.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai sistem rekomendasi (SR) telah berkembang pesat sebagai respons terhadap volume data dan informasi yang masif dalam berbagai domain, mulai dari e-commerce hingga layanan kesehatan dan pariwisata [3],[7],[10],[11]. SR berfungsi untuk mempermudah pengguna dalam mengambil keputusan dengan menyarankan produk atau layanan yang paling relevan dengan kebutuhan dan preferensi mereka [2],[4],[12]. Dalam konteks ini, eksplorasi mendalam terhadap arsitektur, metodologi, dan implikasi SR, khususnya yang mengadopsi pendekatan struktural dan naratif, menjadi esensial [7],[13],[14].

A. Konseptualisasi Sistem Rekomendasi

SR adalah sistem informasi yang menganalisis data untuk memprediksi relevansi suatu item bagi pengguna [2],[4],[12]. Prediksi ini dapat bersifat positif jika produk yang disarankan bermanfaat, atau negatif jika tidak memenuhi kebutuhan pengguna, yang dapat menyebabkan kerugian waktu atau biaya kognitif [14]. Desain SR yang optimal

mempertimbangkan berbagai faktor, termasuk struktur item, representasi tekstual, dan signifikansi temporal [7],[13],[14].

B. Taksonomi Sistem Rekomendasi Berbasis Mekanisme Filtrasi

SR umumnya diklasifikasikan berdasarkan mekanisme filtrasi yang digunakan, yang seringkali mencerminkan pendekatan struktural dan naratif dalam pemrosesan informasi [2],[11],[12],[14],[15]:

- *Content-Based Filtering (CBF)*: Pendekatan ini merekomendasikan item yang memiliki atribut atau fitur yang serupa dengan item yang disukai pengguna di masa lalu [2]. CBF sangat bergantung pada deskripsi item yang terorganisir dengan baik dan informasi dari profil pengguna [14]. Keunggulan CBF meliputi kemampuannya untuk melakukan rekomendasi yang personal dan efektivitas dalam skenario *cold start* untuk item baru [14]. Namun, CBF memiliki keterbatasan seperti *overspecialization* dan kesulitan dalam menangani masalah bahasa alami [2].
- *Collaborative Filtering (CF)*: CF memberikan rekomendasi item kepada pengguna berdasarkan opini dan rating yang diberikan oleh pengguna lain yang memiliki kemiripan preferensi [14]. Metode ini menghadapi tantangan signifikan seperti masalah *cold start*, sparsitas data, dan *popularity bias* [4],[11],[14].
- *Hybrid Recommender Systems*: Sistem hybrid menggabungkan dua atau lebih teknik rekomendasi untuk meningkatkan akurasi dan mengatasi keterbatasan metode tunggal, termasuk masalah *cold start* dan sparsitas data [4],[10],[12].
- *Demographic-Based Recommender Systems*: Model ini memanfaatkan atribut demografis pengguna untuk menyempurnakan profil dan memberikan rekomendasi, terutama dalam menghadapi masalah *cold start* pada pengguna baru [11],[14].
- *Context-Aware Recommender Systems (CARS)*: CARS mengintegrasikan informasi kontekstual (seperti waktu, lokasi, cuaca) secara langsung dalam proses rekomendasi untuk menghasilkan saran yang lebih tepat dan personal [1],[7].
- *Group Recommender Systems (GRS)*: GRS berfokus pada pemberian rekomendasi untuk kelompok pengguna, menggabungkan preferensi individu menjadi profil kelompok, yang sangat relevan untuk skenario pariwisata [14].

C. Metodologi dan Konsep Terkait dalam Sistem Rekomendasi

- **Pemecahan Masalah Cold-Start**: Strategi untuk mengatasi masalah ini meliputi pemanfaatan data demografis, jaringan pertemanan, atau pendekatan berbasis konten untuk item baru [12],[14].
- **Evaluasi Sistem Rekomendasi**: Kinerja SR dievaluasi menggunakan berbagai metrik. Metrik Akurasi meliputi *Precision*, *Recall*, *F1-Score* [2], *RMSE*, *MAE*, dan *NDCG* [14]. Metrik Lainnya yang tak kalah penting adalah *Coverage*, *Trust*, *Persuasiveness*, *Satisfaction* [14], *Transparency* [2],[14], dan *Effectiveness* [15].
- **Pendekatan Pembelajaran Mesin (Machine Learning)**: Algoritma seperti *deep learning*, *neural networks*,

SVM, *decision trees*, dan *clustering* menjadi fondasi komputasi SR [14].

- **Ontologi dan Model Semantik**: Penggunaan ontologi membantu merepresentasikan pengetahuan domain dan meningkatkan kualitas rekomendasi, terutama untuk konten tekstual [2],[4],[14].

D. Aplikasi Sistem Rekomendasi dalam Industri Pariwisata

Industri pariwisata adalah salah satu domain utama penerapan SR. Contohnya termasuk situs Lets-Travels di Jawa Barat yang menggunakan *Collaborative Filtering* untuk merekomendasikan tempat wisata, tiket, dan hotel. Sistem lain seperti INTRIGUE, TDF, dan CATS dirancang untuk merekomendasikan atraksi turis bagi kelompok. Selain itu, analisis data kunjungan wisatawan, seperti yang dicatat oleh Dinas Pariwisata Kabupaten Sumedang, menjadi masukan penting untuk mengidentifikasi destinasi yang kurang terekspos.

E. Implikasi dan Tantangan

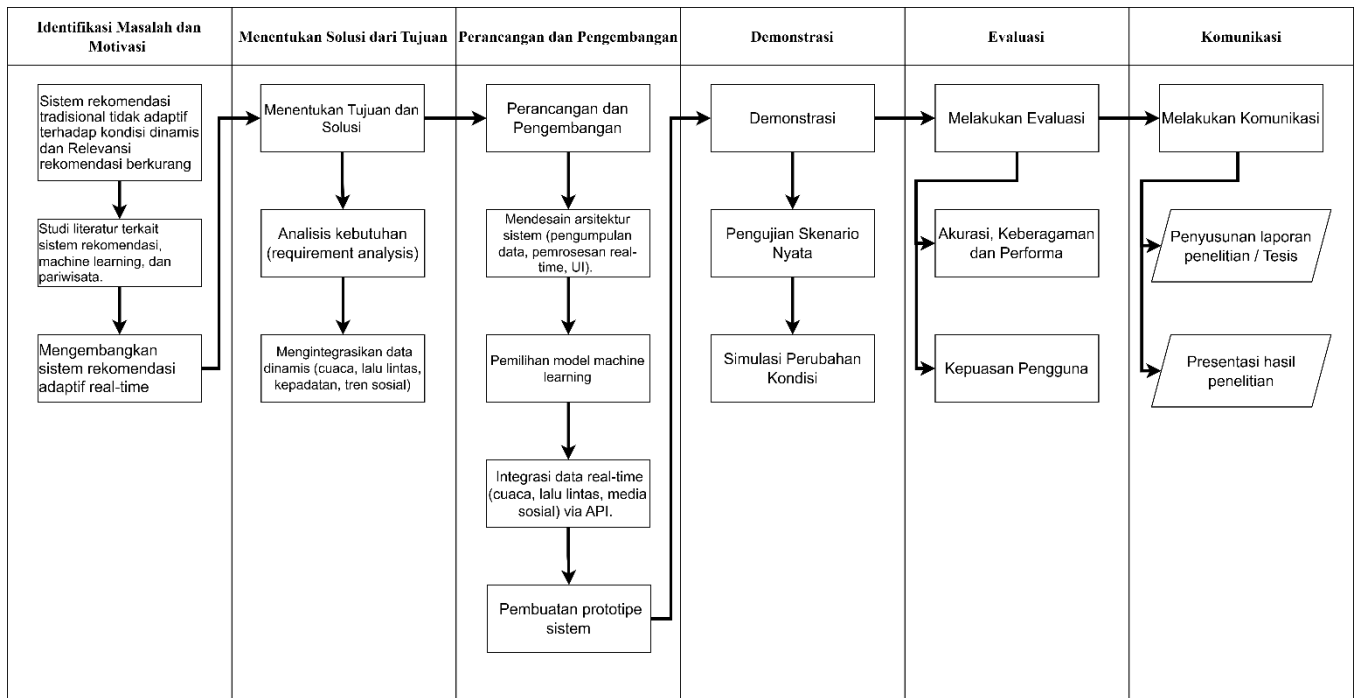
Pengembangan SR yang efektif dihadapkan pada tantangan berkelanjutan seperti membangun kepercayaan pengguna [7],[15], mengatasi sparsitas data dan *cold start* [10],[4], memastikan skalabilitas [7], mengelola dinamika preferensi pengguna [13], dan menjaga kualitas data [16]. Evaluasi berkelanjutan, baik secara *offline* maupun *online*, menjadi kunci untuk validasi kinerja di lingkungan nyata [14].

Secara keseluruhan, pengembangan sistem rekomendasi, khususnya dalam domain pariwisata yang kaya akan variasi preferensi dan konteks, menuntut pendekatan berpengetahuan luas, analitis, dan metodologis [14]. Integrasi antara pemodelan struktural (melalui data, algoritma, dan arsitektur) [8] dan naratif (melalui *feedback* pengguna, ulasan, dan konteks dinamis) [14] adalah kunci untuk menghasilkan rekomendasi yang tidak hanya akurat tetapi juga relevan dan persuasif bagi pengguna [2].

Berdasarkan analisis terhadap tantangan dan keterbatasan yang ada dalam literatur terutama dalam hal adaptasi *real-time* [7], mitigasi bias popularitas [3], dan kurangnya fokus pada metrik keberagaman [10] maka terlihat jelas adanya kesenjangan penelitian yang signifikan. Oleh karena itu, penelitian ini akan mengusulkan sebuah arsitektur sistem hibrida baru yang secara spesifik dirancang untuk menjawab tantangan-tantangan tersebut. Rincian metodologi dan desain sistem yang diusulkan akan dipaparkan secara mendalam pada bab selanjutnya.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja Design Science Research Methodology (DSRM) yang sistematis, yang sangat sesuai untuk penelitian berbasis pengembangan



artefak teknologi. Pendekatan ini memandu proses mulai dari identifikasi masalah hingga evaluasi solusi secara iteratif [17]. Alur metodologi penelitian ini, yang diadaptasi dari kerangka penelitian yang diusulkan **pada gambar 1**

A. Identifikasi Masalah dan Motivasi

Tahap ini berfokus pada analisis masalah melalui studi literatur dan data sekunder untuk mengidentifikasi kelemahan sistem rekomendasi pariwisata yang ada, terutama terkait ketidakmampuan beradaptasi secara *real-time* dan adanya bias popularitas. Proses ini menjadi dasar motivasi untuk mengembangkan sistem yang lebih adaptif.

B. Menentukan Solusi dari Tujuan

Berdasarkan masalah yang teridentifikasi, tahap ini bertujuan untuk merumuskan solusi dengan cara mendefinisikan tujuan dan kebutuhan sistem secara spesifik. Proses ini mencakup analisis kebutuhan fungsional dan non-fungsional yang harus dipenuhi oleh artefak yang akan dikembangkan.

C. Perancangan dan Pengembangan

Pada tahap inti ini, sebuah prototipe sistem dirancang dan dibangun. Prosesnya meliputi desain arsitektur sistem (pengumpulan data, pemrosesan, UI), pemilihan model *machine learning* yang sesuai, dan implementasi teknis untuk mengintegrasikan data *real-time* melalui API.

D. Demonstrasi

Prototipe yang telah dibangun kemudian didemonstrasikan untuk memvalidasi kemampuannya. Tahap ini melibatkan pengujian sistem dalam skenario nyata dan melalui simulasi perubahan kondisi (misalnya, perubahan cuaca) untuk mengevaluasi kemampuan adaptifnya secara langsung.

E. Evaluasi

Kinerja artefak dievaluasi secara komprehensif untuk mengukur keberhasilannya. Evaluasi mencakup pengukuran metrik kuantitatif (akurasi, keberagaman, performa) terhadap

sistem *baseline* serta pengumpulan umpan balik kualitatif untuk menilai tingkat kepuasan pengguna.

F. Komunikasi

Tahap akhir dari penelitian adalah diseminasi hasil. Seluruh temuan, metode, dan artefak yang dikembangkan akan didokumentasikan dan dikomunikasikan secara formal melalui penyusunan naskah laporan penelitian atau publikasi ilmiah.

IV. ARSITEKTUR SISTEM YANG DIUSULKAN

Arsitektur sistem yang diusulkan dirancang sebagai sebuah pipeline data komprehensif yang sistematis, bertujuan untuk menghasilkan rekomendasi pariwisata yang adaptif secara *real-time*. Arsitektur ini terdiri dari beberapa fase utama yang saling terhubung untuk memastikan adanya siklus pembelajaran yang berkelanjutan **pada gambar 2**.

A. Pengumpulan Data (Data Ingestion)

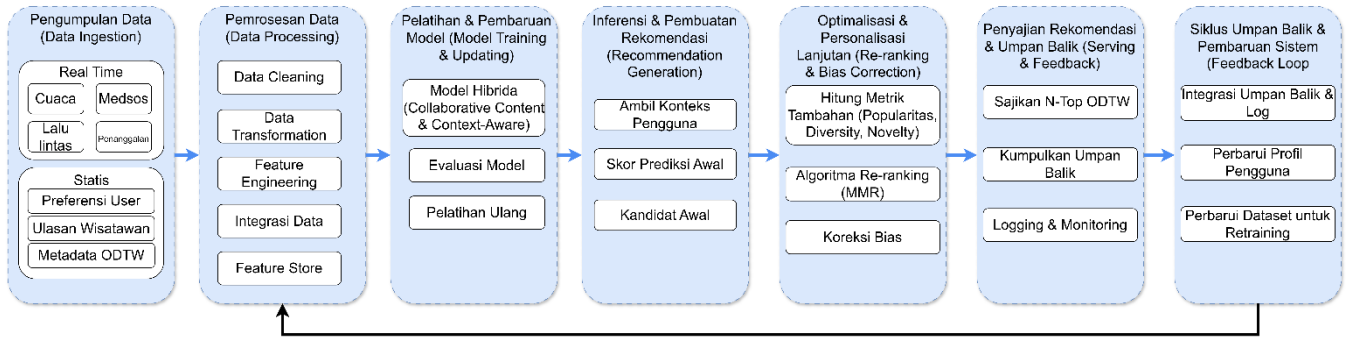
Tahap ini secara terjadwal mengumpulkan data *real-time* (cuaca, lalu lintas, tren sosial) melalui API publik dan data statis (profil pengguna, ulasan) dari basis data lokal, menggunakan *requests* dan *pandas*.

B. Pemrosesan Data (Data Processing)

Seluruh data mentah yang terkumpul kemudian melalui proses pembersihan, transformasi, dan rekayasa fitur (*feature engineering*) untuk menghasilkan dataset terpadu yang bersih dan siap untuk pemodelan menggunakan *pandas* dan *scikit-learn*.

C. Pelatihan dan Pembaruan Model (Model Training & Updating)

Sebuah Model Hibrida (menggabungkan pendekatan Collaborative, Content, & Context-Aware) dilatih menggunakan dataset yang telah diproses. Sistem ini juga menerapkan mekanisme pelatihan ulang secara periodik untuk beradaptasi dengan data baru.



D. Inferensi dan Pembuatan Rekomendasi (Recommendation Generation)

Model yang telah dilatih digunakan untuk menghasilkan skor prediksi relevansi bagi setiap destinasi berdasarkan profil pengguna dan konteks real-time, yang kemudian menghasilkan daftar kandidat rekomendasi awal (Top-K).

E. Optimalisasi dan Personalisasi Lanjutan (Re-ranking & Bias Correction)

Daftar kandidat awal dioptimalkan melalui dua langkah kunci: (1) menerapkan algoritma re-ranking Maximal Marginal Relevance (MMR) untuk meningkatkan keberagaman, dan (2) mengimplementasikan heuristik koreksi bias untuk mengurangi bias popularitas.

F. Penyajian Rekomendasi dan Umpan Balik (Serving & Feedback)

Rekomendasi final yang telah dioptimalkan disajikan kepada pengguna melalui endpoint API sederhana (Flask). Sistem juga dirancang untuk mengumpulkan umpan balik dari interaksi pengguna.

G. Siklus Umpan Balik dan Pembaruan Sistem (Feedback Loop)

Umpan balik yang terkumpul diproses untuk memperbarui profil pengguna secara dinamis dan menjadi masukan berharga untuk siklus pelatihan model selanjutnya, menciptakan sebuah sistem yang terus belajar dan berkembang.

V. HASIL DAN ANALISIS

A. Skenario Eksperimen

Penelitian ini melakukan evaluasi *offline* untuk mengukur kinerja model yang diusulkan. Dataset yang digunakan adalah Indonesia Tourism Destination dari Kaggle¹, yang setelah diproses menghasilkan data dari 449 pengguna, 100 destinasi, dan 9554 interaksi. Data ini dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Model yang kami usulkan, *Hybrid-Adaptive*, dibandingkan dengan tiga baseline: *Most Popular* (Pop), *User-Based CF* (UBCF), dan *Hybrid-Static*. Model *Hybrid-Adaptive* merupakan sistem multi-tahap yang mengoptimalkan rekomendasi melalui koreksi bias, penyesuaian kontekstual, dan re-ranking *Maximal Marginal Relevance* (MMR) dengan parameter $\lambda=0.90$. Kinerja dievaluasi menggunakan metrik Precision@5, Recall@5, F1-Score@5, Intra-List Diversity, dan Catalog Coverage².

B. Hasil dan Analisis

Hasil evaluasi kuantitatif dari seluruh model disajikan pada Tabel 4.1. Untuk menyoroti dampak dari modul optimisasi yang diusulkan, perbandingan kinerja antara model *Hybrid-Static* dan *Hybrid-Adaptive* divisualisasikan pada Gambar 4.1.

Tabel 4.1: Perbandingan Kinerja Rata-rata Model Rekomendasi (k=5)

Model	Precision@5	Recall@5	F1-Score@5	Intra-List Diversity	Catalog Coverage
Most Popular	0.0094	0.0302	0.0137	0.9241	0.0900
User-Based CF	0.0092	0.0322	0.0137	0.9374	0.9100
Hybrid-Static	0.0082	0.0287	0.0123	0.9358	0.6100
Hybrid-Adaptive	0.0108	0.0404	0.0165	0.9388	0.8400

Seperti yang terilustrasi dengan jelas pada Gambar 4.1, model *Hybrid-Adaptive* menunjukkan keunggulan komprehensif. F1-Score mengalami peningkatan signifikan sebesar 34% (dari 0.0123 menjadi 0.0165), yang membuktikan bahwa modul optimisasi berhasil mempertajam relevansi. Secara bersamaan, Catalog Coverage juga melonjak drastis dari 61% menjadi 84%, yang menunjukkan kemampuan model untuk mendorong eksplorasi destinasi secara lebih luas.

Gambar 4.1: Visualisasi Perbandingan Kinerja antara Hybrid-Static dan Hybrid-Adaptive

Untuk memberikan bukti kualitatif dari temuan ini, sebuah studi kasus dilakukan pada **User ID 204**, yang memiliki riwayat preferensi kuat pada destinasi kategori "Cagar Alam" dan "Budaya". Tabel 4.2 membandingkan rekomendasi yang diberikan kepadanya.

Tabel 4.2: Studi Kasus Kualitatif untuk User ID 204

Peringkat	Rekomendasi Hybrid-Static (Tanpa Optimisasi)	Rekomendasi Hybrid-Adaptive (Dengan MMR)
1	Keraton Surabaya (Budaya)	Keraton Surabaya (Budaya)
2	Kampung Cina (Budaya)	Kampung Cina (Budaya)
3	Monumen Yogya Kembali (Budaya)	Sumur Gumuling (Taman Hiburan)
4	Teras Cikapundung (Taman Hiburan)	Monumen Yogya Kembali (Budaya)
5	Bukit Bintang Yogyakarta (Taman Hiburan)	Dago Dreampark (Taman Hiburan)

Analisis pada Tabel 4.2 menunjukkan bagaimana modul MMR pada *Hybrid-Adaptive* secara aktif mengintervensi. Setelah *Hybrid-Static* menghasilkan tiga item "Budaya" secara berurutan, MMR mendeteksi adanya redundansi dan mempromosikan Sumur Gumuling (Taman Hiburan) ke peringkat #3. Intervensi ini secara kualitatif menjelaskan mengapa *Hybrid-Adaptive* memiliki skor *Intra-List Diversity tertinggi* dan menghasilkan daftar rekomendasi yang lebih seimbang bagi pengguna.

VI. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan dan mengevaluasi sebuah arsitektur sistem rekomendasi pariwisata bernama *Hybrid-Adaptive*, yang dirancang untuk meningkatkan kualitas rekomendasi melalui modul optimisasi multi-tahap. Berdasarkan hasil evaluasi kuantitatif dan kualitatif, dapat ditarik kesimpulan bahwa temuan paling signifikan adalah keunggulan *Hybrid-Adaptive* pada *F1-Score* (0.0165), yang menunjukkan peningkatan relevansi sebesar 34% dibandingkan *Hybrid-Static* (0.0123). Ini membuktikan bahwa modul optimisasi multi-tahap tidak hanya menambah fitur, tetapi secara efektif menyempurnakan akurasi. Pada saat yang sama, model ini juga mencapai *Intra-List Diversity tertinggi* (0.9388), mematahkan asumsi umum tentang adanya trade-off antara akurasi dan keberagaman. Peningkatan paling dramatis terlihat pada *Catalog Coverage*, di mana *Hybrid-Adaptive* (84%) menunjukkan lonjakan masif dibandingkan *Hybrid-Static* (61%). Ini secara kuantitatif membuktikan bahwa arsitektur yang diusulkan berhasil mendorong eksplorasi destinasi yang lebih luas dan tidak hanya berfokus pada item populer. Analisis kualitatif pada pengguna spesifik juga mengkonfirmasi bahwa peningkatan ini disebabkan oleh kemampuan MMR untuk mengganti item yang monoton dengan item relevan dari kategori yang berbeda, sehingga menghasilkan daftar rekomendasi yang lebih seimbang dan menarik. Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa pendekatan *Hybrid-Adaptive* secara simultan mampu meningkatkan akurasi, keberagaman, dan cakupan, menjadikannya sebuah arsitektur yang kuat dan efektif.

Meskipun model yang diusulkan menunjukkan hasil yang menjanjikan, penelitian ini membuka beberapa arah pengembangan di masa depan. Validasi temuan offline ini dapat diperkuat dengan melakukan pengujian A/B secara langsung pada pengguna. Selain itu, integrasi sumber data kontekstual yang lebih dinamis melalui API live serta eksplorasi model representasi yang lebih canggih seperti graph-based atau deep learning dapat menjadi langkah berikutnya untuk lebih meningkatkan kinerja dan kapabilitas sistem.

ACKNOWLEDGMENT (Heading 5)

The preferred spelling of the word "acknowledgment" in America is without an "e" after the "g". Avoid the stilted

expression "one of us (R. B. G.) thanks ...". Instead, try "R. B. G. thanks...". Put sponsor acknowledgments in the unnumbered footnote on the first page.

REFERENCES

- [1] J. H. Yoon and C. Choi, "Real-Time Context-Aware Recommendation System for Tourism," *Sensors*, vol. 23, no. 7, Apr. 2023, doi: 10.3390/s23073679.
- [2] J. M. C. S. J. A. A. E. P. G. Sachi Nandan Mohanty, "Recommender System with Machine Learning and Artificial Intelligence," Jun. 2020.
- [3] E. Yalcin and A. Bilge, "Investigating and counteracting popularity bias in group recommendations," *Inf Process Manag*, vol. 58, no. 5, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.ipm.2021.102608.
- [4] Y. H. Alfai, "Recommender Systems Applications: Data Sources, Features, and Challenges," Oct. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/info15100660.
- [5] DISPARBUDPORA, "DATA KUNJUNGAN OBJEK WISATA TAHUN 2023," 2024.
- [6] A. Solano-Barliza *et al.*, "Recommender systems applied to the tourism industry: a literature review," 2024, *Cogent OA*. doi: 10.1080/23311975.2024.2367088.
- [7] A. Bin Suhaim and J. Berri, "Context-Aware Recommender Systems for Social Networks: Review, Challenges and Opportunities," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 57440–57463, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3072165.
- [8] A. Javadian Sabet, M. Shekari, C. Guan, M. Rossi, F. Schreiber, and L. Tanca, "THOR: A Hybrid Recommender System for the Personalized Travel Experience," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 6, no. 4, Dec. 2022, doi: 10.3390/bdcc6040131.
- [9] X. Nan, Kayo Kanato, and X. Wang, "Design and Implementation of a Personalized Tourism Recommendation System Based on the Data Mining and Collaborative Filtering Algorithm," *Comput Intell Neurosci*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/1424097.
- [10] G. Chalkiadakis, I. Ziogas, M. Koutsmanis, E. Streviniotis, C. Panagiotakis, and H. Papadakis, "A Novel Hybrid Recommender System for the Tourism Domain," *Algorithms*, vol. 16, no. 4, Apr. 2023, doi: 10.3390/a16040215.
- [11] A. A. Noorian Avval and A. Harounabadi, "A hybrid recommender system using topic modeling and prefixspan algorithm in social media," *Complex and Intelligent Systems*, vol. 9, no. 4, pp. 4457–4482, Aug. 2023, doi: 10.1007/s40747-022-00958-5.
- [12] H. Ko, S. Lee, Y. Park, and A. Choi, "A Survey of Recommendation Systems: Recommendation Models, Techniques, and Application Fields," Jan. 01, 2022, *MDPI*. doi: 10.3390/electronics11010141.
- [13] R. Wang, Z. Wu, J. Lou, and Y. Jiang, "Attention-based dynamic user modeling and Deep Collaborative filtering recommendation," *Expert Syst Appl*, vol. 188, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2021.116036.
- [14] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, *Recommender Systems Handbook: Third Edition*. Springer US, 2022. doi: 10.1007/978-1-0716-2197-4.
- [15] I. Y. Choi, Y. U. Ryu, and J. K. Kim, "A recommender system based on personal constraints for smart tourism city," *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, vol. 26, no. 4, pp. 440–453, 2021, doi: 10.1080/10941665.2019.1592765.
- [16] A. Akhadam, O. Kbibchi, L. Mekouar, and Y. Iraqi, "A Comparative Evaluation of Recommender Systems Tools," *IEEE Access*, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3541014.
- [17] K. Peffers, T. Tuunanen, M. A. Rothenberger, and S. Chatterjee, "A Design Science Research Methodology for Information Systems Research," 2007. [Online]. Available: <http://www.tuunanen.fi>.