

Pengembangan Sistem Rekomendasi Produk Oleh-Oleh Batam Berbasis *Machine Learning* untuk Mendukung Personalisasi Pengguna

Eryc ^{*1}, Erved², Surya Tjahyadi³

^{1,2,3}Progam Studi Sistem Informasi, Universitas Internasional Batam

E-mail: ^{*1}eryc@uib.ac.id, ²2231026.erved@uib.edu, ³surya.tjahyadi@uib.ac.id

Abstrak

Kota Batam memiliki potensi besar sebagai destinasi wisata dan pusat oleh-oleh, tetapi keterbatasan akses informasi dapat menyulitkan pengguna dalam menemukan produk yang sesuai dengan preferensinya. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem rekomendasi produk oleh-oleh khas Batam berbasis *machine learning* dengan membandingkan *content-based filtering* berbasis TF-IDF, *item-based collaborative filtering*, dan *user-based collaborative filtering*. Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data interaksi pengguna dan produk, yang diproses melalui *preprocessing* dan transformasi TF-IDF. Evaluasi algoritma rekomendasi menggunakan *precision*, *recall*, dan *F1-score*, sedangkan klasifikasi segmen harga menggunakan *Random Forest* dan dievaluasi berdasarkan *accuracy*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketiga algoritma rekomendasi memperoleh *precision* sebesar 1,000. *Content-based filtering* menghasilkan *recall* 0,007 dan *F1-score* 0,0139, *item-based collaborative filtering* menghasilkan *recall* 0,0135 dan *F1-score* 0,0266, sedangkan *user-based collaborative filtering* memperoleh nilai tertinggi dengan *recall* 0,014 dan *F1-score* 0,0276. *Model Random Forest* menghasilkan *accuracy* sebesar 92,71% dalam mengklasifikasikan segmen harga *budget*, *premium*, dan *standard*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *user-based collaborative filtering* memiliki performa relatif terbaik di antara tiga algoritma yang diuji berdasarkan *recall* dan *F1-score*, meskipun nilainya masih rendah. Penelitian ini belum menguji *model hybrid* maupun skenario *cold-start*, sehingga kedua aspek tersebut menjadi rekomendasi untuk penelitian selanjutnya.

Kata kunci— *Collaborative filtering*, *content-based filtering*, *Grab*, *machine learning*, *random forest*, sistem rekomendasi

Abstract

Batam holds great potential as a tourism destination and a hub for local souvenirs; however, limited access to information can make it difficult for users to find products that match their preferences. This study aims to develop and evaluate a machine learning-based recommendation system for Batam's signature souvenirs by comparing TF-IDF-based content-based filtering, item-based collaborative filtering, and user-based collaborative filtering. A quantitative approach was employed using user-product interaction data, which underwent preprocessing and TF-IDF transformation. The recommendation algorithms were evaluated using precision, recall, and F1-score, while price segment classification utilized Random Forest and was evaluated based on accuracy. The results indicate that all three recommendation algorithms achieved a precision of 1.000. Content-based filtering yielded a recall of 0.007 and an F1-score of 0.0139; item-based collaborative filtering produced a recall of 0.0135 and an F1-score of 0.0266; and user-based collaborative filtering achieved the highest values, with a recall of 0.014 and an F1-score of 0.0276. The Random Forest model achieved an accuracy of 92.71% in classifying price segments into budget, premium, and standard categories. These findings demonstrate that user-based collaborative filtering performed relatively best among the three tested algorithms in terms of recall and F1-score, although the absolute values

remained low. As this study did not test hybrid models or cold-start scenarios, these aspects are recommended for future research.

Keywords— Collaborative filtering, content-based filtering, Grab, machine learning, random forests, recommendation systems

1. PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan sektor strategis yang berkontribusi terhadap perekonomian nasional melalui peningkatan PDB, devisa, dan penyerapan tenaga kerja [1]. Dalam konteks daerah, Kota Batam memiliki posisi geografis yang strategis karena berada pada jalur pelayaran Selat Malaka serta berdekatan dengan Malaysia dan Singapura, sehingga memiliki potensi besar sebagai destinasi wisata sekaligus pusat aktivitas belanja wisata [2]. Namun, pemanfaatan potensi tersebut masih menghadapi kendala dalam penyediaan dan penyebaran informasi pariwisata. Keterbatasan promosi, pusat informasi regional, serta pemanfaatan teknologi informasi dan komunikasi (TIK) dapat mengurangi kemudahan wisatawan dalam memperoleh informasi mengenai destinasi dan produk wisata yang tersedia [3]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pengembangan pariwisata Batam tidak hanya membutuhkan peningkatan daya tarik destinasi, tetapi juga dukungan teknologi digital yang mampu menyediakan informasi secara lebih mudah, terarah, dan sesuai dengan kebutuhan wisatawan [4]. Salah satu aspek yang dapat diperkuat melalui pemanfaatan teknologi digital adalah pengalaman wisatawan dalam memilih produk oleh-oleh. Keputusan pembelian *souvenir* tidak hanya dipengaruhi oleh keberadaan produk, tetapi juga oleh persepsi nilai fungsional, sosial, dan keaslian produk [5][6]. Dengan beragamnya jenis, karakteristik, dan rentang harga produk oleh-oleh khas Batam, wisatawan dapat menghadapi kesulitan dalam menyaring alternatif dan menentukan produk yang paling sesuai dengan preferensi mereka. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme yang mampu mengolah karakteristik produk dan informasi mengenai preferensi pengguna untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan dan personal. Sistem rekomendasi berbasis *machine learning* menjadi salah satu pendekatan yang potensial karena dapat membantu pengguna menyaring berbagai alternatif produk berdasarkan pola preferensi dan karakteristik produk, sekaligus membuka peluang untuk meningkatkan visibilitas produk lokal melalui penyajian rekomendasi yang lebih sesuai dengan kebutuhan pengguna [7][8].

Selain keterbatasan informasi destinasi, pengalaman belanja oleh-oleh juga memerlukan panduan yang lebih terarah. Studi mutakhir menunjukkan bahwa keputusan dan niat pembelian *souvenir* dipengaruhi oleh persepsi nilai, terutama nilai fungsional dan nilai sosial yang dirasakan wisatawan [9]. Pada konteks *Thailand*, keputusan pembelian *souvenir* lokal dipengaruhi oleh *perceived value* dan sikap terhadap produk lokal [10]. Pada produk *souvenir* berbasis warisan budaya, persepsi keaslian (*authenticity*) juga berperan dalam mendorong niat beli [11]. Temuan-temuan tersebut menguatkan bahwa wisatawan membutuhkan informasi yang jelas agar lebih mudah mengenali nilai, makna budaya, dan keunikan produk, sehingga pengalaman belanja menjadi lebih personal.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menjawab persoalan personalisasi pilihan produk adalah penerapan *machine learning* dalam sistem rekomendasi. Sistem rekomendasi dapat memanfaatkan data pengguna, seperti preferensi dan perilaku interaksi, serta karakteristik produk dan informasi kontekstual untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan [12][13]. Pendekatan yang umum digunakan antara lain *content-based filtering* dan *collaborative filtering* [14]. Meskipun demikian, masing-masing pendekatan memiliki keterbatasan. *Content-based filtering* cenderung menghasilkan rekomendasi berdasarkan kemiripan karakteristik produk sehingga dapat membatasi keragaman rekomendasi dan kurang mampu memanfaatkan pola preferensi antar pengguna. Sebaliknya, *collaborative filtering* bergantung pada ketersediaan data interaksi pengguna dan dapat menghadapi permasalahan data *sparsity* serta *cold-start*, terutama ketika data interaksi masih terbatas [15]. Selain itu, sistem rekomendasi yang hanya berfokus pada satu pendekatan belum sepenuhnya mempertimbangkan

karakteristik produk dan perbedaan preferensi pengguna secara simultan. Kualitas rekomendasi, termasuk akurasi dan keragaman hasil, juga menjadi aspek penting yang berkaitan dengan pengalaman dan kepuasan pengguna [16].

Keterbatasan tersebut menunjukkan adanya kebutuhan untuk mengembangkan pendekatan rekomendasi yang mampu mengombinasikan informasi karakteristik produk dengan pola interaksi pengguna serta mempertimbangkan segmentasi kebutuhan pengguna. Dalam konteks produk oleh-oleh khas Batam, kebutuhan tersebut menjadi semakin relevan karena produk memiliki karakteristik yang beragam, baik dari sisi jenis produk, *atribut*, maupun rentang harga. Di sisi lain, digitalisasi terbukti memiliki keterkaitan dengan peningkatan kinerja UMKM di Batam, sehingga pemanfaatan teknologi digital untuk meningkatkan visibilitas dan akses terhadap produk lokal memiliki potensi untuk mendukung pengembangan ekosistem usaha lokal [13]. Berdasarkan keterbatasan penelitian terdahulu tersebut, *research gap* penelitian ini terletak pada belum adanya evaluasi komparatif yang memadai terhadap *content-based filtering* berbasis TF-IDF, *item-based collaborative filtering*, dan *user-based collaborative filtering* untuk rekomendasi produk oleh-oleh khas Batam, disertai pemanfaatan informasi segmentasi harga sebagai komponen pendukung personalisasi. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan dan mengevaluasi *prototipe* sistem rekomendasi oleh-oleh khas Batam berbasis *machine learning* dengan membandingkan *content-based filtering*, *item-based collaborative filtering*, dan *user-based collaborative filtering* secara terpisah, serta mengintegrasikan hasil klasifikasi segmen harga sebagai informasi pendukung personalisasi. Penelitian ini secara khusus diarahkan untuk menjawab pertanyaan penelitian berikut: (1) bagaimana performa ketiga algoritma tersebut dalam menghasilkan rekomendasi produk oleh-oleh khas Batam berdasarkan Precision@10, Recall@10, dan F1-score@10; (2) algoritma manakah yang menunjukkan performa relatif terbaik berdasarkan protokol evaluasi yang digunakan; dan (3) bagaimana performa *Random Forest* dalam mengklasifikasikan produk ke dalam segmen harga yang digunakan sebagai informasi pendukung personalisasi. *Prototipe* yang dikembangkan selanjutnya disiapkan agar dapat diadaptasikan pada ekosistem *platform* digital [18].

Secara khusus dalam konteks ekosistem layanan digital, penerapan *machine learning* pada ekosistem layanan *Grab* mampu meningkatkan kualitas pengalaman pengguna melalui personalisasi berbasis data perilaku dan preferensi konsumen. Dalam konteks *GrabFood*, pemanfaatan *algoritma machine learning* terbukti efektif dalam memprediksi kepuasan pengguna, yang secara implisit menunjukkan potensi besar jika pendekatan serupa diperluas ke fitur rekomendasi lain, seperti oleh-oleh khas daerah [10].

Berdasarkan permasalahan dan keterbatasan pendekatan terdahulu, penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi *prototipe* sistem rekomendasi produk oleh-oleh khas Batam berbasis *machine learning* dengan memanfaatkan *content-based filtering*, *item-based collaborative filtering*, *user-based collaborative filtering*, serta klasifikasi segmen harga untuk mendukung personalisasi rekomendasi. Evaluasi dilakukan untuk membandingkan kemampuan masing-masing pendekatan dalam menghasilkan rekomendasi yang relevan serta mengidentifikasi kontribusi informasi karakteristik produk, pola interaksi pengguna, dan segmentasi harga terhadap hasil rekomendasi. Dengan demikian, kontribusi penelitian diarahkan pada pengujian empiris terhadap kombinasi pendekatan rekomendasi dalam konteks produk oleh-oleh lokal, bukan pada klaim bahwa sistem telah sepenuhnya menyelesaikan permasalahan *cold-start* atau telah terintegrasi dengan *platform* tertentu. *Prototipe* yang dihasilkan bersifat mandiri dan belum menggunakan data operasional, API, maupun integrasi langsung dengan *Grab*, sehingga penggunaannya pada ekosistem *platform* seperti *Grab* diposisikan sebagai potensi adaptasi pada pengembangan selanjutnya. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan dasar teknis dan empiris bagi pengembangan sistem rekomendasi produk lokal yang lebih relevan, personal, dan berpotensi mendukung peningkatan visibilitas UMKM oleh-oleh khas Batam.

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *research and development* (R&D) dengan metode eksperimen kuantitatif untuk mengembangkan *prototipe* sistem rekomendasi oleh-oleh khas Batam berbasis *machine learning*. Proses pengembangan sistem mengacu pada *System Development Life Cycle* (SDLC) yang meliputi tahapan analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, dan pengujian sistem [1]. Fokus penelitian adalah menghasilkan sistem rekomendasi yang mampu memberikan personalisasi berdasarkan preferensi pengguna dan karakteristik produk [7]. Penelitian menggunakan beberapa unit analisis sesuai dengan tujuan masing-masing tahap pengujian. Data interaksi sekitar 12.000 digunakan untuk pengembangan dan pengujian algoritma rekomendasi dengan skema pembagian data 80:20, sedangkan 1.000 kasus uji digunakan sebagai subset evaluasi khusus untuk membandingkan keluaran tiga algoritma rekomendasi pada kondisi pengujian yang sama. Selanjutnya, sebanyak 3.469 data *support* pada evaluasi *Random Forest* merupakan jumlah observasi pada *dataset* pengujian untuk klasifikasi tiga segmen harga, yaitu *budget*, *premium*, dan *standard*, sehingga angka tersebut tidak merepresentasikan jumlah kasus uji sistem rekomendasi. Adapun analisis regresi linear berganda menggunakan 385 responden sebagai unit analisis survei untuk menguji hubungan antara ekspektasi, persepsi manfaat, kemudahan pengguna, niat menggunakan, dan *technology acceptance* dengan potensial kepuasan. Perbedaan jumlah observasi tersebut terjadi karena setiap analisis memiliki tujuan, sumber data, dan unit analisis yang berbeda.

2.1 Pengumpulan Data

Data penelitian terdiri atas data interaksi pengguna produk, data produk, data kuesioner, dan data sekunder yang relevan dengan sistem rekomendasi dan pariwisata digital. *Dataset* produk dan interaksi pengguna produk terdiri atas 1.200 produk dan 12.000 interaksi, dengan *atribut* *user_id*, *item_id*, *rating*, nama produk, kategori, deskripsi, harga, dan lokasi pembelian [19]. Data produk diperoleh dari pada periode 1 bulan Januari 2026, dengan kriteria berupa produk oleh-oleh khas Batam yang memiliki informasi produk dan harga yang dapat diidentifikasi. Data duplikat dihapus berdasarkan kesamaan identitas produk, sedangkan data dengan atribut utama yang tidak lengkap dikeluarkan dari *dataset*. Data interaksi pengguna produk dibentuk dengan nilai *rating* menggunakan skala 1–5. Selain itu, data persepsi pengguna dikumpulkan melalui kuesioner kepada 385 responden dengan menggunakan skala Likert 1–5, yaitu 1 = sangat tidak setuju, 2 = tidak setuju, 3 = netral, 4 = setuju, dan 5 = sangat setuju [20]. Responden dipilih menggunakan teknik *sampling* berdasarkan kriteria usia, jenis kelamin, dan pekerjaan. Kuesioner digunakan untuk mengukur persepsi pengguna terhadap persepsi kepuasan berdasarkan indikator yang telah ditentukan. Sebelum digunakan dalam analisis, instrumen dilakukan uji validitas dan reliabilitas untuk memastikan bahwa setiap butir pertanyaan mampu mengukur konstruk penelitian secara konsisten. Pengumpulan data dilakukan setelah responden memperoleh penjelasan mengenai tujuan penelitian dan memberikan persetujuan untuk berpartisipasi. Data sekunder diperoleh dari jurnal ilmiah, literatur, dan dokumentasi yang relevan dengan sistem rekomendasi, *machine learning*, personalisasi pengguna, dan pariwisata digital.

2.2 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan data siap digunakan dalam proses pemodelan. Proses meliputi pemeriksaan dan penghapusan data duplikat, penanganan nilai yang hilang, penyesuaian format data, serta normalisasi atribut harga. Data teks berupa nama, kategori, dan deskripsi produk diproses melalui *case folding*, penghapusan tanda baca dan karakter khusus, serta tokenisasi, kemudian dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan TF-IDF (*Term Frequency–Inverse Document Frequency*) [7]. *Dataset* interaksi pengguna–produk selanjutnya dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 [9], dengan data latih digunakan untuk membentuk profil pengguna dan model rekomendasi,

sedangkan data uji digunakan secara eksklusif untuk evaluasi. Pemisahan tersebut dilakukan untuk mencegah data *leakage* dan memastikan bahwa informasi rating pada data uji tidak digunakan dalam proses pembentukan model.

2.3 Model Rekomendasi dan Klasifikasi

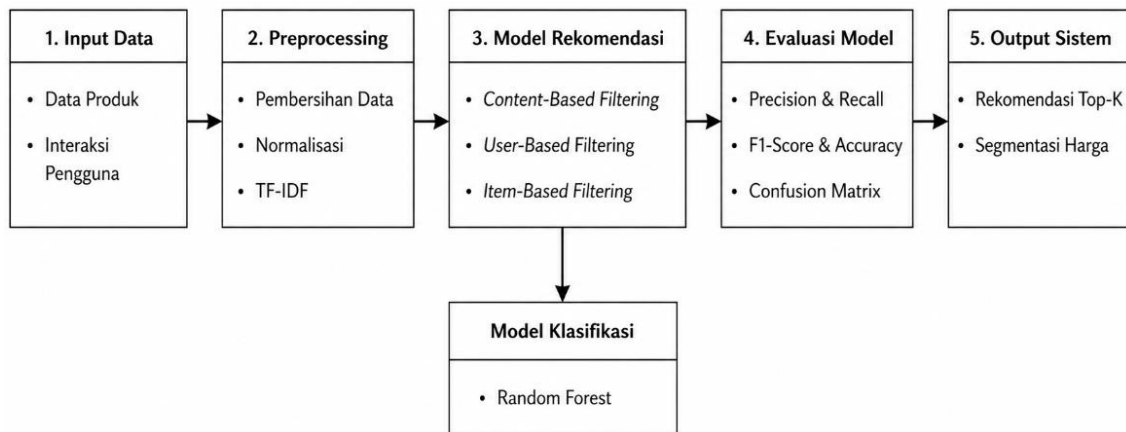
Model rekomendasi yang digunakan terdiri atas *content-based filtering*, *user-based collaborative filtering*, dan *item-based collaborative filtering* yang dievaluasi secara terpisah [7][9]. *Content-based filtering* menghasilkan rekomendasi berdasarkan kemiripan karakteristik produk melalui representasi TF-IDF, sedangkan *user-based collaborative filtering* menentukan rekomendasi berdasarkan kemiripan pola preferensi antar pengguna dan *item-based collaborative filtering* berdasarkan kemiripan pola interaksi antarproduk [9]. Ketiga pendekatan tidak digabungkan menjadi satu model *hybrid*, tetapi dibandingkan menggunakan *dataset* dan prosedur evaluasi yang sama. Selain itu, *Random Forest* digunakan untuk mengklasifikasikan produk ke dalam tiga segmen harga, yaitu *budget*, *standard*, dan *premium* [9]. Label segmen ditentukan berdasarkan rentang harga produk, sedangkan atribut harga yang digunakan untuk membentuk label tidak digunakan kembali sebagai fitur prediktor untuk mencegah target *leakage*. Hasil klasifikasi segmen harga digunakan sebagai informasi tambahan dalam mendukung personalisasi rekomendasi.

2.4 Metode Pengujian dan Evaluasi

Pengujian sistem rekomendasi dilakukan dengan membandingkan kinerja *content-based filtering*, *user-based collaborative filtering*, dan *item-based collaborative filtering* menggunakan *skenario top-10 recommendation* [9]. Produk dengan rating 4 atau 5 pada data uji dikategorikan sebagai item relevan, kemudian sepuluh produk dengan skor rekomendasi tertinggi dibandingkan dengan item relevan tersebut. Kinerja rekomendasi diukur menggunakan *Precision@10*, *Recall@10*, dan *F1-score@10*, yang dihitung pada tingkat pengguna dan kemudian dirata-ratakan untuk memperoleh hasil keseluruhan. Evaluasi model klasifikasi *Random Forest* dilakukan menggunakan *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [9]. Selain evaluasi teknis, persepsi pengguna diperoleh melalui kuesioner terhadap 385 responden dengan skala Likert 1–5 dan dianalisis menggunakan statistik deskriptif serta regresi linier berganda berdasarkan kerangka *Technology Acceptance Model* (TAM) [17][19] untuk mengetahui hubungan antara persepsi manfaat, kemudahan penggunaan, niat menggunakan, dan kepuasan pengguna.

2.5 Arsitektur Sistem Rekomendasi

Alur sistem dimulai dari tahap input data berupa pengumpulan data produk dan interaksi pengguna [16]. Data kemudian diproses melalui tahap *preprocessing* untuk menghasilkan representasi numerik menggunakan TF-IDF [7]. Selanjutnya, data diproses dalam model rekomendasi (*content based*, *user based*, dan *item based collaborative filtering*) untuk menghasilkan daftar rekomendasi [7][9]. Secara *paralel*, model *Random Forest* digunakan untuk menentukan segmen harga produk [9]. Tahap berikutnya adalah evaluasi model menggunakan metrik performa, dan tahap akhir menghasilkan *output* berupa rekomendasi produk *top-k* yang telah dipersonalisasi beserta informasi segmen harga untuk meningkatkan relevansi bagi pengguna [7].



Gambar 1. Diagram Arsitektur / Alur Sistem Rekomendasi

Alur sistem rekomendasi dimulai dari tahap *input* data berupa pengumpulan data produk dan interaksi pengguna sebagai dasar pembentukan model [16]. Data kemudian melalui tahap *preprocessing* yang mencakup pembersihan, normalisasi, serta transformasi *teks* menggunakan TF-IDF [7]. Selanjutnya, data diproses pada model rekomendasi (*content based*, *user based*, dan *item based collaborative filtering*) untuk menghasilkan daftar rekomendasi [7][9], serta pada model klasifikasi *Random Forest* untuk menentukan segmen harga [9]. Tahap berikutnya adalah evaluasi menggunakan metrik *precision*, *recall*, *F1-score*, *accuracy*, dan *confusion matrix* [9], hingga menghasilkan *output* berupa rekomendasi *top-k* yang telah dipersonalisasi beserta informasi segmen harga [7].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Desain

Desain eksperimen diawali dengan penyusunan dataset interaksi pengguna dan produk oleh-oleh khas Batam sebagai dasar pengembangan dan pengujian sistem rekomendasi. *Dataset* dibangun dalam format tabular menggunakan *Python* pada lingkungan *Google Colab* agar seluruh proses mulai dari pengolahan data, pelatihan model, hingga evaluasi dapat direplikasi dengan baik. Dataset menggabungkan informasi karakteristik produk seperti nama, kategori, deskripsi, harga, dan lokasi pembelian, serta data interaksi pengguna berupa identitas pengguna, produk, dan *rating*. Kombinasi kedua jenis data ini memungkinkan sistem mempelajari pola preferensi pengguna sekaligus kesamaan antar produk.

Dataset memadukan informasi karakteristik produk dan jejak interaksi pengguna. Atribut produk yang digunakan untuk pendekatan *content based* mencakup nama produk, kategori, deskripsi singkat, harga, dan lokasi pembelian. Untuk pendekatan *collaborative filtering* digunakan data interaksi berupa identitas pengguna, identitas produk, dan *rating*. Kombinasi kedua jenis informasi ini memungkinkan model mempelajari kesamaan konten produk sekaligus pola kesamaan perilaku antar pengguna.

Tahap prapemrosesan meliputi pembersihan data, penanganan nilai hilang, normalisasi harga, serta pembentukan representasi *teks* deskripsi produk dengan TF-IDF. Evaluasi dilakukan dengan pemisahan data latih dan data uji, kemudian kinerja sistem rekomendasi diukur menggunakan *precision*, *recall*, dan *F1-score*, sementara model klasifikasi segmen harga dievaluasi menggunakan *accuracy* dan laporan klasifikasi. Dengan rancangan ini, alur *eksperimen* dari persiapan data hingga evaluasi dapat dijelaskan secara ringkas dan transparan.

Tabel 1 Data Sebelum dan Sesudah *Preprocessing* serta Representasi TF-IDF

Data Asli (<i>Raw Data</i>)	Hasil <i>Cleaning</i>	Representasi TF-IDF (Ringkasan)
“Kue Lapis enak!!! Batam murah”	kue lapis enak batam murah	lapis:0.42, kue:0.31, batam:0.28
“Oleh-oleh khas Batam & unik”	oleh oleh khas batam unik	oleh:0.25, unik:0.36, batam:0.34
“Batik premium kualitas tinggi Batam”	batik premium kualitas tinggi batam	batik:0.40, premium:0.33, kualitas:0.30

Tabel 1 menggambarkan tahapan transformasi data teks yang digunakan dalam pengembangan sistem rekomendasi produk oleh-oleh Batam, yaitu dari data mentah (*raw data*) menjadi data yang telah melalui *preprocessing*, kemudian direpresentasikan dalam bentuk numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). Pada tahap *preprocessing*, data teks terlebih dahulu dinormalisasi menjadi huruf kecil (*case folding*), kemudian dilakukan penghapusan tanda baca, simbol, dan karakter yang tidak relevan (*cleaning*). Selanjutnya, teks diproses melalui tokenisasi untuk memisahkan dokumen menjadi kata atau token, dilanjutkan dengan penghapusan *stopword* yang tidak memberikan informasi penting terhadap karakteristik produk, serta normalisasi kata apabila diperlukan. Tahapan tersebut bertujuan menghasilkan teks yang lebih konsisten sehingga fitur yang digunakan pada tahap pemodelan dapat merepresentasikan karakteristik produk secara lebih akurat. Setelah proses *preprocessing* selesai, setiap dokumen produk direpresentasikan sebagai vektor menggunakan TF-IDF. Nilai TF-IDF menunjukkan tingkat kepentingan suatu kata dalam sebuah dokumen dibandingkan dengan keseluruhan dokumen pada dataset. Kata yang sering muncul pada suatu deskripsi produk tetapi relatif jarang muncul pada dokumen lainnya akan memperoleh bobot yang lebih tinggi. Vektor TF-IDF selanjutnya digunakan sebagai representasi fitur tekstual dalam proses perhitungan kemiripan antarproduk dan menjadi salah satu komponen dalam pengembangan sistem rekomendasi berbasis *machine learning*.

3.2 Hasil Evaluasi

Tabel 2. Hasil Evaluasi Kinerja *Algoritma* Rekomendasi

<i>Algoritma</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
<i>Content-Based (TF-IDF)</i>	1,000	0,007	0,0139
<i>Item-Based CF</i>	1,000	0,0135	0,0266
<i>User-Based CF</i>	1,000	0,014	0,0276

Tabel 2 menyajikan evaluasi kinerja *content-based filtering* berbasis TF-IDF, *item-based collaborative filtering*, dan *user-based collaborative filtering* berdasarkan metrik *precision*, *recall* dan *F1-score*. Hasil awal menunjukkan nilai *precision* sebesar 1,000 pada ketiga algoritma, sedangkan nilai *recall* berada pada rentang 0,007–0,014. Pola tersebut menunjukkan bahwa berdasarkan definisi relevansi dan protokol pengujian yang digunakan, item yang diprediksi relevan oleh sistem pada data yang direkomendasikan seluruhnya termasuk dalam kategori relevan, tetapi jumlah item relevan yang berhasil ditemukan masih sangat terbatas. Oleh karena itu, nilai *precision* 1,000 tidak dapat langsung diinterpretasikan sebagai bukti bahwa kualitas rekomendasi sudah tinggi secara keseluruhan, karena perlu dipertimbangkan nilai *K* (*top-k*), jumlah item relevan, serta perbandingan antara *true positive (TP)*, *false positive (FP)*, dan *false negative (FN)*. Nilai *recall* yang rendah juga menunjukkan adanya *trade-off* antara ketepatan rekomendasi dan cakupan item relevan yang berhasil ditemukan. Dengan demikian, hasil evaluasi perlu diverifikasi kembali menggunakan data uji yang terpisah dari data latih, definisi relevansi yang konsisten, nilai *K* yang ditetapkan, serta

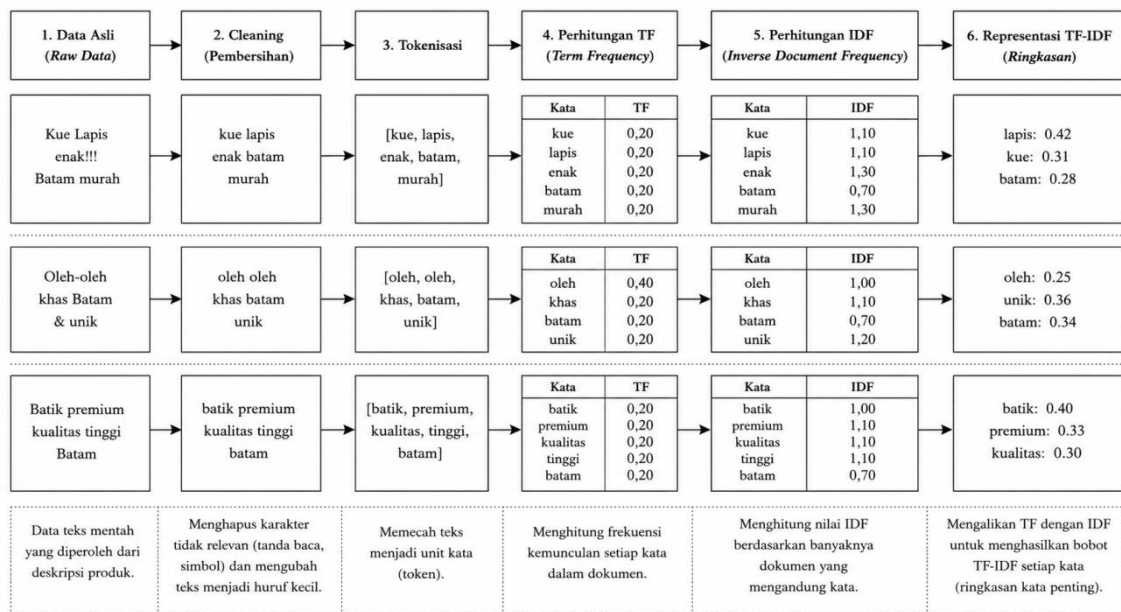
perhitungan TP, FP, dan FN untuk memastikan bahwa metrik yang diperoleh benar-benar merepresentasikan kemampuan sistem dalam memberikan rekomendasi kepada pengguna.

Perhitungan *precision*, *recall*, dan *F1-score* dilakukan berdasarkan jumlah *true positive* (TP), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). *Precision* mengukur proporsi item yang direkomendasikan dan dinyatakan relevan, sedangkan *recall* mengukur proporsi item relevan yang berhasil ditemukan oleh sistem. Secara matematis, *precision* dihitung dengan rumus ($Precision = TP / (TP + FP)$), *recall* dihitung dengan ($Recall = TP / (TP + FN)$), sedangkan *F1-score* dihitung dengan ($F1 = 2(Precision \times Recall) / (Precision + Recall)$). Sebagai ilustrasi, apabila suatu sistem pada nilai K tertentu menghasilkan TP = 1, FP = 0, dan FN = 99, maka *precision* sebesar ($1 / (1 + 0) = 1,00$) atau 100%, sedangkan *recall* sebesar ($1 / (1 + 99) = 0,01$) atau 1%. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa seluruh rekomendasi yang diberikan memang relevan, tetapi sistem hanya berhasil menemukan sebagian kecil dari keseluruhan item relevan. Contoh tersebut bersifat ilustratif dan bukan merupakan hasil aktual penelitian; nilai TP, FP, FN, dan K yang digunakan dalam hasil penelitian harus diperoleh langsung dari data pengujian dan kode evaluasi.

Tabel 3 Hasil Evaluasi Model *Random Forest* untuk Prediksi Segmen Harga Produk

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
<i>Budget</i>	0,94	0,94	0,94	1147
<i>Premium</i>	0,91	0,92	0,91	1173
<i>Standard</i>	0,92	0,93	0,93	1149
<i>Accuracy</i>			0,93	3469
<i>Macro Average</i>	0,93	0,93	0,93	3469
<i>Weighted Average</i>	0,93	0,93	0,93	3469

Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi model *Random Forest* dalam melakukan klasifikasi segmen harga produk oleh-oleh Batam ke dalam tiga kelas, yaitu *budget*, *premium*, dan *standard*. Model menghasilkan *accuracy* sebesar 0,927 atau 92,71%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data pengujian dapat diklasifikasikan ke dalam segmen harga yang sesuai. Pada tingkat kelas, segmen *budget* memperoleh *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0,940, sedangkan segmen *premium* memperoleh nilai masing-masing sebesar 0,910, 0,920, dan 0,910, serta segmen *standard* memperoleh nilai 0,920, 0,930, dan 0,930. Perbedaan nilai antarkelas relatif kecil sehingga menunjukkan bahwa *performa model* pada ketiga segmen harga yang diuji berada pada tingkat yang relatif seimbang. Nilai *macro average* dan *weighted average* yang relatif berdekatan juga perlu dipahami dalam konteks distribusi data yang cukup seimbang, sebagaimana ditunjukkan oleh jumlah *support* masing-masing kelas, yaitu 1.147 data *budget*, 1.173 data *premium*, dan 1.149 data *standard*. Kondisi tersebut mendukung interpretasi bahwa model memiliki *performa klasifikasi* yang relatif konsisten pada ketiga kelas dalam *dataset* pengujian, tetapi belum dapat digunakan untuk menyimpulkan bahwa model sepenuhnya bebas dari bias pada subkelompok atau karakteristik produk tertentu. Hasil klasifikasi ini selanjutnya dapat digunakan sebagai salah satu komponen dalam mendukung personalisasi rekomendasi berdasarkan segmen harga produk.



Gambar 2 Tahapan Transformasi Data Teks Menggunakan TF-IDF

Gambar 2 menjelaskan tahapan transformasi data teks menggunakan metode TF-IDF, mulai dari data asli yang masih berupa teks mentah, kemudian dilakukan proses *cleaning* untuk menghapus simbol dan membuat huruf kecil, dilanjutkan tokenisasi untuk memecah *teks* menjadi kata-kata. Setelah itu dihitung nilai *Term Frequency* (TF) untuk mengetahui seberapa sering kata muncul dalam dokumen, serta *Inverse Document Frequency* (IDF) untuk mengukur tingkat kepentingan kata berdasarkan seluruh dokumen. Terakhir, nilai TF dan IDF digabungkan menjadi TF-IDF yang menghasilkan bobot setiap kata, sehingga dapat digunakan untuk merangkum atau mengekstrak kata-kata penting dalam teks.

3.3 Confusion Matrix Model Klasifikasi Segmen Harga

Tabel 4 Hasil *Confusion Matrix Model* Klasifikasi Segmen Harga

<i>Actual \ Predicted</i>	<i>Budget</i>	<i>Premium</i>	<i>Standard</i>
<i>Budget</i>	1075	37	35
<i>Premium</i>	47	1.074	52
<i>Standard</i>	17	65	1.067

Tabel 4 memperlihatkan *confusion matrix model random forest* untuk klasifikasi segmen harga (*budget*, *premium*, *standard*). Nilai diagonal menunjukkan prediksi benar yang dominan, yaitu 1.075 produk (*budget*), 1.074 (*premium*), dan 1.067 (*standard*), yang mengindikasikan kemampuan model membedakan ketiga segmen berdasarkan *fitur* yang digunakan. Kesalahan klasifikasi berada di luar diagonal dan relatif kecil dibanding diagonal, misalnya 37 produk *budget* diprediksi *premium*, 35 *budget* diprediksi *standard*; 47 *premium* diprediksi *budget*, 52 *premium* diprediksi *standard*; 17 *standard* diprediksi *budget*, 65 *standard* diprediksi *premium*. Secara keseluruhan, pola ini konsisten dengan *accuracy*, *precision*, dan *recall* yang tinggi pada laporan klasifikasi, sehingga mendukung kesimpulan bahwa *random forest* layak sebagai modul pendukung penentuan segmen harga dalam sistem rekomendasi.

3.4 Uji Regresi Linear Berganda

Tabel 5 Hasil Uji Regresi Linear Berganda

<i>Coefficients^a</i>					
		<i>Unstandardized Coefficients</i>		<i>Standardized Coefficients</i>	
		B	Std. Error	Beta	
Model					t
1	(Constant)	-3.102	.199		-15.624
	TOTAL EKSPETASI	.188	.006	.278	29.972
	TOTAL PERSEPSI				44.872
	MANFAAT	.282	.006	.416	
	TOTAL KEMUDAHAN				43.279
	PENGUNA	.267	.006	.394	
	TOTAL NIAT				47.043
	MENGGUNAKAN	.289	.006	.427	
	TOTAL				25.073
	<i>Technology Acceptance</i>	.154	.006	.227	

a. *Dependent Variable: TOTAL POTENSIAL KEPUASAN*

Tabel 5 menyajikan hasil uji regresi linear berganda untuk menganalisis hubungan antara ekspektasi (X1), persepsi manfaat (X2), kemudahan pengguna (X3), niat menggunakan (X4), dan *technology acceptance* (X5) dengan potensial kepuasan (Y). Dalam penelitian ini, variabel-variabel tersebut dioperasionalkan sebagai konstruk penelitian yang diukur melalui beberapa butir pernyataan kuesioner, kemudian skor setiap konstruk dijumlahkan menjadi nilai total yang digunakan dalam analisis regresi. Potensial kepuasan merupakan konstruk yang merepresentasikan tingkat kepuasan potensial pengguna terhadap sistem, sedangkan *technology acceptance* merupakan konstruk yang merepresentasikan tingkat penerimaan pengguna terhadap teknologi atau sistem yang digunakan. Berdasarkan hasil pengujian, seluruh variabel independen memiliki koefisien regresi positif dan nilai signifikansi $0,000 < 0,05$.

Koefisien ekspektasi sebesar 0,188 menunjukkan bahwa setiap peningkatan satu satuan skor ekspektasi berasosiasi dengan peningkatan sebesar 0,188 satuan pada skor potensial kepuasan, dengan variabel independen lainnya dianggap konstan. Persepsi manfaat memiliki koefisien sebesar 0,282, yang berarti setiap peningkatan satu satuan skor persepsi manfaat berasosiasi dengan peningkatan sebesar 0,282 satuan pada potensial kepuasan, dengan variabel lain dianggap konstan. Kemudahan pengguna memiliki koefisien sebesar 0,267, niat menggunakan sebesar 0,289, dan *technology acceptance* sebesar 0,154, dengan interpretasi yang sama. Berdasarkan nilai Beta terstandar, niat menggunakan memiliki nilai Beta terbesar (0,427), diikuti persepsi manfaat (0,416), kemudahan pengguna (0,394), ekspektasi (0,278), dan *technology acceptance* (0,227), sehingga dalam model yang diuji, niat menggunakan menunjukkan asosiasi relatif paling kuat dengan potensial kepuasan. Namun, karena penelitian menggunakan desain survei potong lintang, hasil regresi ini menunjukkan hubungan atau asosiasi statistik pada data penelitian dan tidak dapat diinterpretasikan sebagai bukti hubungan sebab-akibat.

Nilai R Square sebesar 0,970 juga perlu dicermati dari sisi struktur konstruk yang digunakan. Ekspektasi, persepsi manfaat, dan kemudahan pengguna merupakan konstruk yang secara konseptual dekat dengan elemen inti *Technology Acceptance Model*, sedangkan *technology acceptance* dimasukkan sebagai prediktor terpisah. Kedekatan konseptual antarkonstruk ini berpotensi menjadi salah satu penyebab nilai R^2 yang sangat tinggi, di luar kemungkinan multikolinearitas statistik yang perlu dikonfirmasi melalui nilai VIF/Tolerance.

Interpretasi hubungan antarkonstruk pada bagian ini karenanya bersifat sementara sampai pemeriksaan instrumen dan diagnostik regresi dilakukan.

3.5 Uji Koefisien Determinasi (R^2)

Tabel 6 Hasil Uji Koefisien Determinasi (R^2)

<i>Model Summary</i>				
Model	R	<i>R Square</i>	<i>Adjusted R Square</i>	<i>Std. Error of the Estimate</i>
1	.985 ^a	.970	.970	.814

a. *Predictors: (Constant), TOTAL Technology Acceptance, TOTAL NIAT MENGGUNAKAN, TOTAL KEMUDAHAN PENGGUNA, TOTAL EKSPETASI, TOTAL PERSEPSI MANFAAT*

Tabel 6 menunjukkan bahwa model regresi memiliki nilai R sebesar 0,985, $R Square$ sebesar 0,970, dan *Adjusted R Square* sebesar 0,970 dengan *Std. Error of the Estimate* sebesar 0,814. Nilai $R Square$ sebesar 0,970 menunjukkan bahwa 97,0% variasi skor potensial kepuasan dalam data penelitian dapat dijelaskan secara bersama-sama oleh ekspektasi, persepsi manfaat, kemudahan pengguna, niat menggunakan, dan *technology acceptance*, sedangkan 3,0% sisanya berkaitan dengan faktor lain yang tidak dimasukkan dalam model. Nilai *Adjusted R Square* yang sama dengan $R Square$ menunjukkan bahwa setelah mempertimbangkan jumlah variabel independen dalam model, kemampuan model dalam menjelaskan variasi potensial kepuasan tetap sebesar 97,0%. Meskipun nilai $R Square$ tergolong sangat tinggi, interpretasinya dilakukan secara hati-hati karena konstruk-konstruk dalam model dapat memiliki keterkaitan konseptual. Nilai $R Square$ yang sangat tinggi (0,970) pada model dengan lima prediktor yang secara konseptual berkaitan (ekspektasi, persepsi manfaat, kemudahan pengguna, niat menggunakan, dan *technology acceptance*) memerlukan pemeriksaan diagnostik ini sebelum diinterpretasikan sebagai kemampuan penjelasan model yang valid. Dengan demikian, nilai $R Square$ 0,970 dapat digunakan untuk menggambarkan kemampuan model dalam menjelaskan variasi potensial kepuasan pada data penelitian, sepanjang hasil diagnostik regresi di atas mendukung. Namun, karena penelitian menggunakan desain survei potong lintang, nilai tersebut tetap diinterpretasikan sebagai kemampuan penjelasan model secara statistik dan tidak sebagai bukti hubungan sebab-akibat.

3.6 Uji F (Simultan)

Tabel 7 Hasil Uji F (Simultan)

<i>ANOVA^a</i>						
	Model	<i>Sum of Squares</i>	<i>df</i>	<i>Mean Square</i>	F	Sig.
1	<i>Regression</i>	8228.740	5	1645.748	2482.287	.000 ^b
	<i>Residual</i>	251.276	379	.663		
	<i>Total</i>	8480.016	384			

a. *Dependent Variable: TOTAL POTENSIAL KEPUASAN*
b. *Predictors: (Constant), TOTAL Technology Acceptance, TOTAL NIAT MENGGUNAKAN, TOTAL KEMUDAHAN PENGGUNA, TOTAL EKSPETASI, TOTAL PERSEPSI MANFAAT*

Tabel 7 menunjukkan hasil uji F untuk mengetahui apakah variabel ekspektasi, persepsi manfaat, kemudahan pengguna, niat menggunakan, dan *technology acceptance* secara bersama-sama memiliki hubungan yang signifikan dengan potensial kepuasan. Hasil pengujian memperoleh nilai F sebesar 2.482,287 dengan nilai signifikansi 0,000 ($<0,05$), sehingga model regresi secara simultan menunjukkan hubungan yang signifikan antara variabel-variabel independen dan potensial kepuasan pada data penelitian. Dengan demikian, kelima variabel independen secara bersama-sama memberikan kontribusi statistik dalam menjelaskan variasi

potensial kepuasan. Hasil ini mendukung kelayakan model untuk analisis hubungan statistik pada data penelitian, tetapi tidak diinterpretasikan sebagai bukti hubungan sebab-akibat karena penelitian menggunakan desain survei potong lintang.

Hasil dari pengujian individual tersebut digunakan pada tahap kedua, yaitu evaluasi kinerja *algoritma* rekomendasi. Berbeda dengan tahap sebelumnya yang berfokus pada proses menghasilkan rekomendasi, tahap evaluasi bertujuan membandingkan efektivitas ketiga *algoritma* secara kuantitatif menggunakan metrik *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy*. Dengan demikian, evaluasi ini tidak lagi menilai apakah *algoritma* dapat berjalan, tetapi menilai *algoritma* mana yang memberikan *performa* terbaik dalam menghasilkan rekomendasi yang relevan dan sesuai dengan kebutuhan personalisasi pengguna.

Berdasarkan hasil evaluasi, ketiga *algoritma* menunjukkan nilai *precision* sebesar 1,000, tetapi memiliki nilai *recall* dan *F1-score* yang relatif rendah. Di antara ketiga metode yang diuji, *user-based collaborative filtering* menunjukkan *performa* relatif paling baik berdasarkan nilai *recall* sebesar 0,014 dan *F1-score* sebesar 0,0276. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode ini memiliki kemampuan cakupan rekomendasi yang sedikit lebih baik dibandingkan *content-based filtering* dan *item-based collaborative filtering* dalam data pengujian yang digunakan. Namun, nilai tersebut masih menunjukkan bahwa sebagian besar item relevan belum berhasil ditemukan oleh sistem. Sementara itu, karakteristik *content-based filtering* yang secara teoretis dapat digunakan pada kondisi keterbatasan interaksi pengguna tidak dapat dinyatakan sebagai bukti kemampuan mengatasi *cold-start* dalam penelitian ini karena belum dilakukan eksperimen khusus untuk skenario new user maupun new item. Dengan demikian, kesimpulan mengenai *performa* sistem dibatasi pada tiga *algoritma* yang benar-benar diuji dan dilaporkan pada Tabel 2, tanpa menyatakan bahwa model hybrid merupakan *algoritma* dengan *performa* terbaik.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengevaluasi sistem rekomendasi produk oleh-oleh khas Batam berbasis machine learning dengan membandingkan content-based filtering berbasis TF-IDF, item-based collaborative filtering, dan user-based collaborative filtering. Ketiga *algoritma* memperoleh *precision* sebesar 1,000, sedangkan user-based collaborative filtering menunjukkan *performa* relatif terbaik berdasarkan *recall* sebesar 0,014 dan *F1-score* sebesar 0,0276, meskipun nilainya masih rendah. Model Random Forest untuk klasifikasi segmen harga menghasilkan *accuracy* sebesar 92,71%. Selain itu, hasil regresi menunjukkan bahwa ekspektasi, persepsi manfaat, kemudahan pengguna, niat menggunakan, dan technology acceptance berhubungan signifikan dengan potensial kepuasan, dengan nilai R Square sebesar 0,970. Penelitian ini belum dapat menyimpulkan bahwa model hybrid merupakan metode terbaik karena pendekatan tersebut belum diuji secara khusus. Kemampuan sistem dalam menangani kondisi cold-start juga belum dapat dibuktikan secara empiris karena belum dilakukan pengujian pada skenario new user atau new item. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menguji model hybrid, melakukan eksperimen cold-start, serta menerapkan protokol evaluasi top-k yang terukur dan konsisten untuk memperoleh gambaran *performa* rekomendasi yang lebih komprehensif.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah memperluas dataset menggunakan data interaksi atau transaksi yang lebih riil dan berskala lebih besar agar evaluasi model lebih representatif. Pengembangan juga dapat diarahkan pada penggunaan model yang lebih maju serta memperkaya evaluasi dengan metrik pemeringkatan dan uji pengguna/A-B *testing* untuk menilai dampak rekomendasi secara langsung. Selain itu, analisis penerimaan teknologi dapat diperkuat dengan pendekatan model yang lebih komprehensif dan dilanjutkan dengan rencana integrasi *prototipe* ke lingkungan aplikasi nyata agar siap menuju implementasi praktis.

5. ACKNOWLEDGEMENTS

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Universitas Internasional Batam, khususnya Program Studi Sistem Informasi, atas dukungan akademik dan fasilitas yang diberikan selama pelaksanaan penelitian ini. Penulis juga menyampaikan apresiasi kepada seluruh responden yang telah berpartisipasi dalam proses pengumpulan data dan evaluasi sistem. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberikan informasi, wawasan, dan masukan yang relevan dengan pengembangan sistem rekomendasi produk oleh-oleh Batam, sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik dan menghasilkan temuan yang diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan sistem rekomendasi berbasis machine learning.

REFERENSI

- [1] I. M. Hasibuan et al., "Kontribusi Sektor Pariwisata Terhadap Perekonomian Nasional," J. Masharif al-Syariah: J. Ekonomi dan Perbankan Syariah, vol. 8, no. 2, pp. 1200–1217, 2023
- [2] T. Yuniningsih, I. H. Dwimawanti, and M. Hanura, "Collaboration Model in the Development of Halal Tourism in Indonesia: Case Study in Batam City, Riau Islands Province," KnE Social Sciences, pp. 276–295, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.18502/kss.v9i7.15496>
- [3] Akbar, Fadhiel Muhammad, Anak Agung Inten Asmariati, and Anak Agung Ayu Rai Wahyuni. "Dinamika Kota Batam sebagai Kota Wisata Tahun 2007–2024." Jurnal Ilmiah Nusantara 3.3 (2026): 1359-1374.
- [4] N. Widowati et al., "Public Service Performance of the Department of Culture and Tourism in Developing Tourism Destinations in Batam, Riau Islands," in 9th Int. Conf. Indones. Soc. Political Enquiries, pp. 22–40, 2025. [Online]. Available: https://doi.org/10.2991/978-2-38476-436-5_4
- [5] W. Wang et al., "The influence of value perceptions on tourist souvenir purchase decisions," Int. J. Tourism Res., vol. 26, no. 1, pp. 1–12, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1002/jtr.2611>
- [6] D. Aldo et al., "Pengembangan Sistem Informasi Terpadu Industri Pariwisata Kota Batam Menerapkan User Centered Design Berbasis Website," J. Media Informatika Budidarma, preprint, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.30865/mib.v6i2.3849>
- [7] J. H. Yoon and C. Choi, "Real-Time Context-Aware Recommendation System for Tourism," Sensors, vol. 23, no. 7, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/s23073679>
- [8] Y. Guo and Z. Zhu, "Intangible cultural heritage souvenirs: image congruity and brand influence on tourists' purchase intention," Tourism Review, preprint, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1108/TR-04-2022-0196>
- [9] Y. H. Alfaifi, "Recommender Systems Applications: Data Sources, Features, and Challenges," Information (Switzerland), vol. 15, no. 10, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/info15100660>
- [10] U. Ratree and P. Laksitamas, "Factors Affecting Buying Decisions on Local Souvenirs in the Category of Jewelry to Promote Tourism in the Lower Northeastern Region of Thailand," J. Arts Manag., vol. 7, no. 4, pp. 1539–1560, 2023
- [11] F. Li, S. T. Liu, and H. Wang, "Collaborative filtering or content-based recommendation? The effects of digital platform recommendation type on consumer's intention," J. Retailing Consum. Serv., preprint, 2026. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2025.104694>

- [12] X. He, Q. Liu, and S. Jung, "The Impact of Recommendation System on User Satisfaction: A Moderated Mediation Approach," *J. Theor. Appl. Electron. Commer. Res.*, vol. 19, no. 1, pp. 448–466, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/jtaer19010024>
- [13] E. Eryc and Cindy, "Adoption of Eco-Innovation and Digitalization Influence on the Business Performance of UMKM in Batam City," *J. Teknol. Inform. Dan Komunikasi*, vol. 14, no. 1, pp. 67–77, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.51903/jtikp.v14i1.468>
- [14] E. Martiani, A. Setyanto, and A. Nasiri, "Studi Literatur Mengenai Prediksi Kepuasan GrabFood Menggunakan Machine Learning," *DIELEKTRIKA*, vol. 11, no. 1, pp. 22–31, 2024
- [15] D. Aldo et al., "Pengembangan Sistem Informasi Terpadu Industri Pariwisata Kota Batam Menerapkan User Centered Design Berbasis Website," *J. Media Informatika Budidarma*, preprint, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.30865/mib.v6i2.3849>
- [16] E. Jackson, Erycb, and S. Tjahyadi, "Analisa Minat Beli Konsumen Platform Shopee Perbandingan Batam dan Bandung dengan Pendekatan TAM," *J. Teknol. Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 4, pp. 603–612, 2023
- [17] H. W. Aripadono, S. Tjahyadi, and W. Kennedy, "Student Satisfaction and Continuance Intention of E-learning System: University Student Perspective," *J. Teknol. dan Open Source*, vol. 8, no. 1, pp. 16–26, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.36378/jtos.v8i1.3954>
- [18] H. Sama et al., "Order Vehicle Washing Online System Design Based on Android System," *J. Inform.*, vol. 5, no. 3, pp. 25–30, 2024
- [19] Pusfitaningrum, Mayfilda, Agustono Agustono, and Isti Khomah. "Adopsi E-Commerce Dengan Pendekatan Technology Acceptance Model (Tam) Bagi Umkm Agribisnis di Kabupaten Bantul." *Jurnal Ilmiah Sosio-Ekonomika Bisnis* 24.02 (2021): 34-40.
- [20] Sugiyono. *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. Alfabeta, 2023.