

## Enhancing E-Commerce Competitiveness in Batam Through Precision Marketing Using Apriori Algorithm and System Dynamics Simulation

Dimas Akmarul Putera <sup>1\*</sup>, Nadia Widari Nasution <sup>2\*\*</sup>, Dwi Ely Kurniawan <sup>3\*\*\*</sup>, Arief Andika Putra <sup>4\*\*\*\*</sup>,  
Abdul Mutalib Bin Leman <sup>5\*\*\*\*\*</sup>, Anastasia <sup>6\*</sup>

\* Manajemen Rekayasa, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Batam

\*\* Bisnis Digital, Sekolah Ekonomi Bisnis Manajemen, Institut Teknologi Batam

\*\*\* Teknik Informatika, Politeknik Negeri Batam

\*\*\*\* Laboratorium Rekayasa Industri Terintegrasi, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Batam

\*\*\*\*\* Faculty of Engineering Technology, Universiti Tun Hussein Onn Malaysia (UTHM)

[dimas.a.p@iteba.ac.id](mailto:dimas.a.p@iteba.ac.id) <sup>1</sup>, [widari@iteba.ac.id](mailto:widari@iteba.ac.id) <sup>2</sup>, [dwialikhs@polibatam.ac.id](mailto:dwialikhs@polibatam.ac.id) <sup>3</sup>, [arief@iteba.ac.id](mailto:arief@iteba.ac.id) <sup>4</sup>, [mutalib@uthm.edu.my](mailto:mutalib@uthm.edu.my) <sup>5</sup>  
[anasts2408@gmail.com](mailto:anasts2408@gmail.com) <sup>6</sup>

### Article Info

#### Article history:

Received 2025-08-19

Revised 2026-04-22

Accepted 2026-04-24

#### Keyword:

Apriori Algorithm,  
Batam,  
E-commerce,  
Precision Marketing,  
System Dynamics.

### ABSTRACT

The rapid growth of e-commerce in Indonesia, particularly in Batam as a Special Economic Zone (SEZ), has intensified competition among businesses, especially small and medium enterprises (SMEs). This study aims to develop a data-driven precision marketing approach by integrating the Apriori algorithm and system dynamics modeling. The dataset consisted of 10 apparel-category transactions collected from an SME-based e-commerce context in Batam during April 2025. Apriori analysis was conducted using a minimum support of 0.20 and a minimum confidence of 0.60 to identify *association rules* among products. The results show that the strongest rule was *Casual Wear* → *Traditional Clothing*, with a confidence value of 0.75 and a lift of 1.07, indicating its potential for cross-selling and product recommendation strategies. These *association rules* were then integrated into a *system dynamics* model through the *recommendation relevance* parameter and evaluated using three simulation scenarios: baseline, moderate intervention, and strong intervention over a 12-month horizon. The simulation results indicate that the strong intervention scenario produced the best performance, with *recommendation relevance* of 0.35, conversion rate of 0.135, active customers of 130.520, loyal customers of 24.942, and revenue of Rp. 3.26 million, outperforming the baseline scenario. These findings suggest that precision marketing based on *association rules* can improve marketing performance directionally, especially in terms of conversion, customer loyalty, and revenue. However, the model is exploratory and intended as a strategic decision-support tool rather than a fully calibrated predictive model. This study provides practical insights for SMEs in adopting simple analytical approaches to strengthen marketing effectiveness and support the development of Batam's digital economy ecosystem.



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

### I. PENDAHULUAN

Pertumbuhan *e-commerce* di Indonesia menunjukkan tren yang sangat pesat dalam beberapa tahun terakhir telah mengubah lanskap bisnis secara signifikan, terutama dalam meningkatkan intensitas persaingan antar pelaku usaha [1]. Di Indonesia, perkembangan platform digital mendorong

perubahan perilaku konsumen yang semakin dinamis [2], sehingga menuntut perusahaan untuk tidak lagi mengandalkan strategi pemasaran konvensional [1], [3]. Konsumen kini memiliki lebih banyak pilihan dan ekspektasi yang lebih tinggi terhadap relevansi produk serta pengalaman berbelanja yang dipersonalisasi.

Menurut laporan Katadata (2023), sebanyak 74% konsumen e-commerce di Indonesia rutin berbelanja online setiap bulan, dengan 26% di antaranya berbelanja lebih dari empat kali dalam sebulan. Kategori fashion menjadi produk yang paling sering dibeli, baik oleh konsumen pria maupun Wanita [4]. Selain itu, promosi dalam event besar seperti Hari Belanja Online Nasional (Harbolnas) serta festival belanja dengan tanggal kembar (11.11 dan 12.12) mampu meningkatkan volume transaksi hingga 2–5 kali lipat dibandingkan hari biasa [5]. Fakta ini menunjukkan bahwa perilaku konsumen *e-commerce* sangat dipengaruhi oleh momentum promosi, sehingga strategi pemasaran berbasis data menjadi semakin relevan.

Kota Batam sebagai salah satu kawasan ekonomi khusus (KEK) di Indonesia memiliki pertumbuhan sektor *e-commerce* yang pesat [6]. Infrastruktur logistik yang mendukung, kedekatan dengan pasar internasional, serta peningkatan jumlah pelaku usaha digital mendorong Batam menjadi salah satu pusat *e-commerce* di Indonesia [7]. Namun, perkembangan ini juga diiringi dengan meningkatnya persaingan, khususnya bagi pelaku usaha mikro, kecil, dan menengah (UMKM) yang sering kali belum mampu memanfaatkan data transaksi secara optimal dalam pengambilan keputusan pemasaran [8], [9].

Meskipun data transaksi pelanggan tersedia dalam jumlah yang besar, banyak pelaku usaha masih menggunakan pendekatan pemasaran yang bersifat umum dan kurang terarah [10]. Hal ini menyebabkan rendahnya efektivitas promosi, tingkat konversi yang belum optimal, serta kesulitan dalam mempertahankan loyalitas pelanggan. Oleh karena itu, pendekatan *precision marketing* menjadi semakin relevan, karena memungkinkan perusahaan untuk menyusun strategi pemasaran yang lebih spesifik berdasarkan pola perilaku konsumen [11], [12].

Dari sisi metodologi, algoritma Apriori telah banyak digunakan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antar produk melalui analisis *association rules* [13]. Namun, sebagian besar penelitian hanya berfokus pada identifikasi pola secara statis tanpa mengevaluasi dampaknya terhadap kinerja bisnis dalam jangka panjang. Di sisi lain, pendekatan *system dynamics* mampu digunakan untuk mensimulasikan perilaku sistem secara dinamis [14], tetapi sering kali tidak terintegrasi dengan data transaksi yang bersifat granular. Hingga saat ini, integrasi antara algoritma Apriori dan *system dynamics* dalam konteks *precision marketing* masih terbatas, khususnya pada wilayah dengan karakteristik ekonomi digital yang berkembang seperti Kota Batam.

Penelitian ini berfokus pada simulasi strategi pemasaran presisi berbasis data di sektor *e-commerce* Kota Batam. Dengan menggabungkan pemodelan sistem dinamis [15] dan algoritma Apriori, penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi dalam memahami faktor-faktor kunci keberhasilan pemasaran digital [16]. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan rekomendasi yang aplikatif bagi pelaku bisnis *e-commerce* dalam mengoptimalkan strategi pemasaran, serta

memperkuat daya saing Batam sebagai pusat ekosistem digital di Indonesia.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan dua tahap utama, yaitu analisis data transaksi menggunakan algoritma Apriori [17] dan simulasi strategi pemasaran menggunakan pendekatan *system dynamics*. Tahap pertama bertujuan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antar produk berdasarkan data transaksi pelanggan [18]. Tahap kedua bertujuan untuk mensimulasikan dampak penerapan strategi *precision marketing* [19] terhadap kinerja *e-commerce* dalam jangka waktu tertentu.

### B. Sumber dan Pengolahan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi e-commerce pada kategori apparel di Kota Batam selama periode April hingga Juni 2025. Dataset terdiri dari 10 transaksi yang telah dikelompokkan berdasarkan ID transaksi. Tahap pengolahan data meliputi:

- *Data cleaning*, yaitu menghapus data duplikat dan data yang tidak lengkap [20]
- *Data transformation*, yaitu mengubah format data menjadi bentuk transaksi (*transactional basket*) [21]
- *Data selection*, yaitu memilih kategori produk yang relevan untuk analisis [22]

Data yang telah diproses kemudian digunakan sebagai input dalam algoritma Apriori untuk menghasilkan *association rules* [23].

### C. Penerapan Algoritma Apriori

Algoritma Apriori digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antar produk berdasarkan tiga parameter utama, yaitu *support*, *confidence*, dan *lift*.

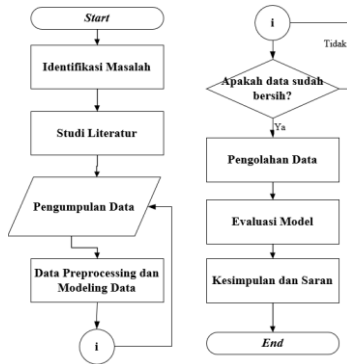
- Minimum support ditetapkan sebesar 0.20
- Minimum confidence ditetapkan sebesar 0.60

Proses analisis dilakukan dengan langkah-langkah:

1. Menghitung *support* untuk setiap itemset
2. Mengidentifikasi frequent itemsets berdasarkan nilai minimum support
3. Membentuk aturan asosiasi (*association rules*)
4. Mengevaluasi kekuatan aturan menggunakan *confidence* dan *lift*
5. Aturan asosiasi dengan nilai *lift* lebih dari 1 diprioritaskan karena menunjukkan adanya hubungan yang lebih kuat dibandingkan kondisi independen.

### D. Flowchart Penelitian

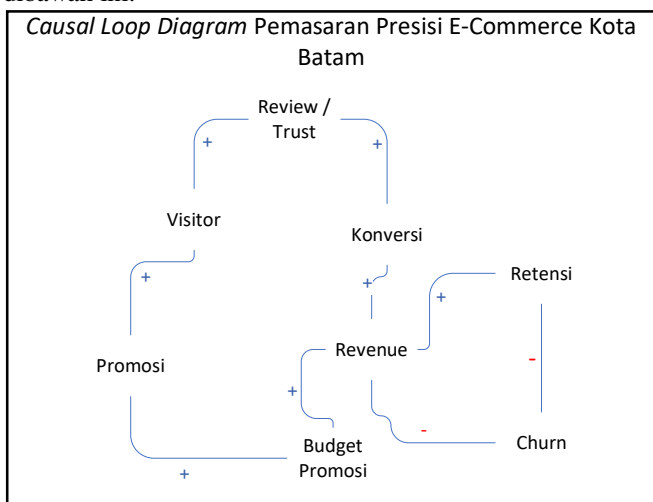
Untuk flowchart penelitiannya data dilihat pada Gambar 1 berikut



Gambar 1. Flowchart Penelitian

E. Causal Loop Diagram (CLD)

Untuk CLD penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2 dibawah ini:



Gambar 2. Causal Loop Diagram

CLD [24] menggambarkan dinamika pemasaran presisi dalam ekosistem e-commerce di Batam dengan menghubungkan variabel-variabel utama yang memengaruhi kinerja bisnis digital. Promosi yang intensif akan meningkatkan jumlah visitor atau calon pelanggan. Semakin banyak visitor, peluang terjadinya konversi atau pembelian juga meningkat. Konversi ini menghasilkan revenue yang kemudian dapat digunakan kembali untuk meningkatkan anggaran promosi, sehingga membentuk reinforcing loop pertama, yakni semakin besar promosi yang dilakukan maka semakin besar pula potensi pertumbuhan pendapatan.

Selanjutnya, konversi yang berhasil mendorong pelanggan memberikan review positif dan meningkatkan kepercayaan

publik. Tingginya tingkat kepercayaan ini menarik lebih banyak visitor baru yang pada akhirnya dapat meningkatkan konversi kembali. Proses ini membentuk reinforcing loop kedua, di mana efek word-of-mouth digital berperan penting dalam memperkuat pemasaran.

Pada sisi lain, peningkatan revenue memungkinkan perusahaan untuk mengembangkan layanan purna jual, program loyalitas, serta pengalaman pelanggan yang lebih baik. Upaya ini meningkatkan retensi pelanggan dan secara bersamaan menurunkan tingkat churn atau kehilangan pelanggan. Siklus ini bersifat sebagai balancing loop yang menjaga stabilitas bisnis dengan mengurangi kehilangan pelanggan meskipun jumlah visitor terus bertumbuh. Retensi dan churn memiliki hubungan antagonis, di mana peningkatan retensi otomatis akan menurunkan tingkat churn, begitu pula sebaliknya.

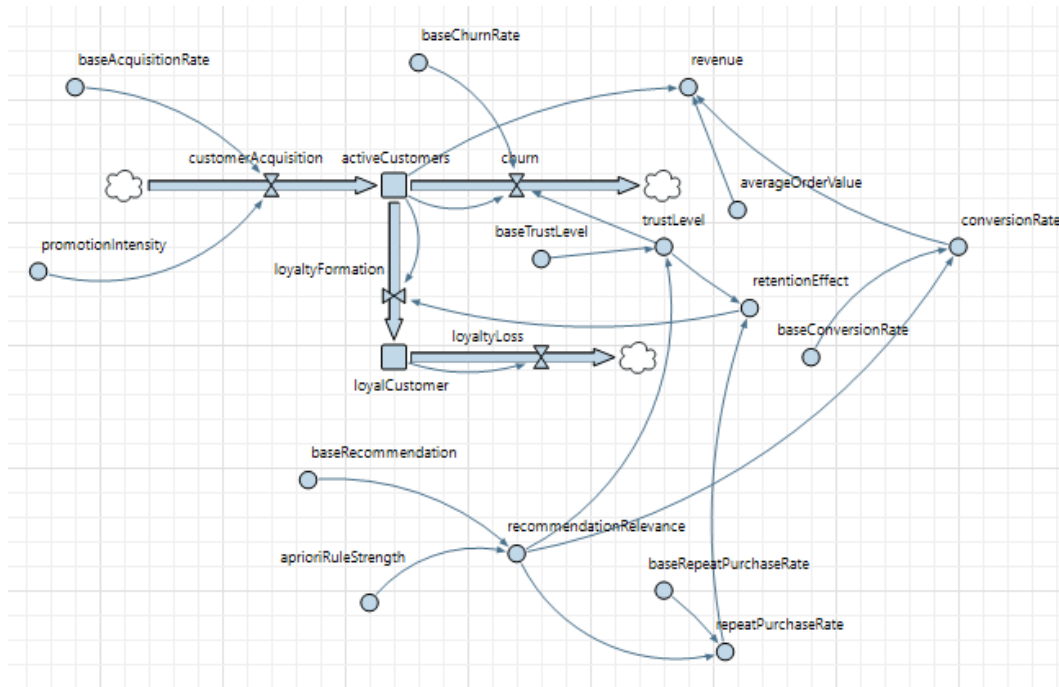
F. Model System dynamics

Pendekatan system dynamics digunakan untuk mensimulasikan dampak strategi precision marketing dalam jangka waktu tertentu. Model dibangun berdasarkan hubungan antar variabel utama dalam sistem pemasaran e-commerce

Model terdiri dari [25]:

1. Stock (variabel akumulasi):
  - Jumlah pelanggan aktif
  - Jumlah pelanggan loyal
2. Flow (aliran perubahan):
  - Laju akuisisi pelanggan
  - Laju konversi
  - Laju pembelian ulang (repeat purchase)
  - Laju churn pelanggan
3. Auxiliary variables:
  - Intensitas promosi
  - Relevansi rekomendasi produk
  - Tingkat kepercayaan pelanggan
  - Nilai rata-rata pembelian (Average Order Value)

Struktur awal model system dynamics kemudian diimplementasikan menggunakan perangkat lunak AnyLogic untuk memvisualisasikan hubungan antara stock, flow, dan auxiliary variables secara operasional. Model ini menjadi dasar untuk menjalankan simulasi eksploratif pada beberapa skenario pemasaran, termasuk baseline dan intervention scenario. Gambar 3 menunjukkan struktur awal model stock-flow yang digunakan dalam penelitian ini



Gambar 3. Struktur Awal Model *System dynamics* pada AnyLogic

#### G. Skenario Simulasi dan Parameter Model

Untuk memperjelas implementasi model *system dynamics* secara operasional, struktur awal model kemudian dikembangkan dalam perangkat lunak AnyLogic berbasis pendekatan *stock-flow* [26], [27]. Model ini digunakan sebagai dasar untuk mensimulasikan dinamika pelanggan aktif, pelanggan loyal, konversi, churn, serta pengaruh relevansi rekomendasi produk terhadap kinerja pemasaran e-commerce. Gambar 3 menunjukkan struktur awal model *system dynamics* yang dibangun sebelum dilakukan pengujian pada berbagai skenario simulasi.

Model simulasi dijalankan dalam horizon waktu 12 bulan untuk menggambarkan perubahan kinerja pemasaran dalam jangka menengah. Pemilihan horizon ini didasarkan pada kebutuhan untuk mengamati kecenderungan perubahan perilaku pelanggan secara bertahap, tanpa menjadikan model terlalu panjang dan spekulatif. Dalam penelitian ini, simulasi tidak dimaksudkan sebagai prediksi absolut, melainkan sebagai pendekatan eksploratif untuk mengevaluasi arah perubahan sistem ketika strategi *precision marketing* diterapkan.

Parameter model ditentukan berdasarkan kombinasi hasil *association rules*, asumsi eksploratif yang sesuai dengan konteks UMKM apparel, serta pertimbangan logis dari literatur terkait *precision marketing* dan *system dynamics*. Beberapa parameter dasar yang digunakan dalam model meliputi jumlah pelanggan aktif awal, jumlah pelanggan loyal awal, tingkat konversi dasar, tingkat pembelian ulang dasar, tingkat churn dasar, intensitas promosi, nilai rata-rata pembelian, dan tingkat relevansi rekomendasi dasar. Aturan asosiasi yang diperoleh dari algoritma Apriori kemudian

diintegrasikan ke dalam model melalui variabel *Apriori rule strength*, yang diturunkan dari nilai lift aturan asosiasi utama.

Dalam penelitian ini, aturan asosiasi yang paling signifikan adalah hubungan antara kategori Kasual dan Pakaian Adat dengan nilai *confidence* sebesar 0,75 dan *lift* sebesar 1,07. Nilai *lift* tersebut digunakan sebagai dasar untuk membentuk parameter *Apriori rule strength*, yang kemudian memengaruhi *recommendation relevance* dalam model simulasi. Secara operasional, peningkatan *recommendation relevance* diasumsikan mampu meningkatkan *conversion rate*, *repeat purchase rate*, dan *trust level*, yang pada akhirnya berdampak pada pertumbuhan pelanggan aktif dan pelanggan loyal.

Untuk mengevaluasi dampak strategi *precision marketing*, simulasi dijalankan dalam tiga skenario [28]. Skenario pertama adalah baseline, yaitu kondisi tanpa penguatan rekomendasi berbasis *association rules*, sehingga sistem hanya berjalan pada tingkat relevansi rekomendasi dasar. Skenario kedua adalah *moderate intervention*, yaitu kondisi ketika hasil Apriori mulai dimanfaatkan untuk meningkatkan relevansi rekomendasi produk secara moderat. Skenario ketiga adalah *strong intervention*, yaitu kondisi ketika relevansi rekomendasi diperkuat lebih lanjut dan didukung oleh intensitas promosi yang lebih tinggi.

Melalui ketiga skenario tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan arah perubahan indikator utama, yaitu jumlah pelanggan aktif, jumlah pelanggan loyal, tingkat konversi, dan pendapatan. Dengan demikian, model ini dapat memberikan gambaran eksploratif mengenai potensi kontribusi strategi *precision marketing* berbasis *association rules* terhadap penguatan daya saing UMKM e-commerce di Batam

#### H. Validasi Model Simulasi

Model *system dynamics* dalam penelitian ini dibangun sebagai model eksploratif berbasis skenario untuk mendukung pengambilan keputusan strategis [29] pada UMKM e-commerce sektor apparel di Batam. Oleh karena itu, validasi model tidak diarahkan pada prediksi kuantitatif absolut, melainkan pada konsistensi struktur dan logika perilaku sistem terhadap tujuan penelitian.

Validasi model dilakukan melalui dua pendekatan. Pertama, validasi struktur dilakukan dengan meninjau kesesuaian hubungan kausal antar variabel utama, seperti *recommendation relevance*, *conversion rate*, *repeat purchase rate*, *trust level*, *active customers*, *loyal customers*, dan *revenue*, berdasarkan literatur terkait *precision marketing*, *association rule mining*, dan *system dynamics*. Hubungan-hubungan tersebut dirancang agar mencerminkan logika pemasaran yang wajar, yaitu bahwa peningkatan relevansi rekomendasi cenderung meningkatkan peluang konversi, pembelian ulang, dan loyalitas pelanggan.

Kedua, validasi logis dilakukan dengan memeriksa arah perubahan output model ketika parameter utama dimodifikasi pada berbagai skenario simulasi. Hasil simulasi menunjukkan bahwa peningkatan *recommendation relevance* dan intensitas promosi menghasilkan kecenderungan peningkatan pada *conversion rate*, jumlah pelanggan loyal, dan pendapatan, yang sesuai dengan asumsi dasar model. Dengan demikian, perilaku model dinilai konsisten secara konseptual dan operasional terhadap tujuan simulasi.

Namun demikian, model ini belum dikalibrasi menggunakan data historis deret waktu aktual, karena keterbatasan data longitudinal pada konteks UMKM apparel yang diteliti. Oleh sebab itu, hasil simulasi pada penelitian ini harus dipahami sebagai simulasi eksploratif berbasis asumsi dan skenario, bukan sebagai prediksi absolut terhadap performa pemasaran di masa depan. Dalam konteks ini, model lebih tepat digunakan sebagai alat pendukung pengambilan keputusan strategis dibandingkan sebagai model prediktif yang sepenuhnya terkalibrasi.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Karakteristik Dataset dan Konteks Studi

Penelitian ini menggunakan dataset transaksi yang berasal dari salah satu UMKM apparel berbasis e-commerce di Kota Batam (dapat dilihat pada Tabel 1). Dataset mencakup periode 1-10 April 2025 dan terdiri atas 10 transaksi unik yang direpresentasikan melalui ID transaksi. Setiap transaksi memuat kombinasi produk yang dibeli dalam satu waktu, sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian pelanggan melalui pendekatan *association rule mining*.

Produk yang dianalisis dalam penelitian ini terdiri atas enam kategori utama, yaitu Formal, Kasual, Pakaian Adat, Olahraga, Pakaian Muslim, dan Pakaian Tidur. Selain atribut dasar berupa ID transaksi, tanggal, dan jenis item, dataset juga memuat informasi jumlah pembelian (Qty) dan harga satuan.

Keberadaan atribut tersebut memberikan konteks tambahan mengenai karakteristik belanja pelanggan, baik dari sisi variasi produk maupun nilai ekonomi transaksi.

Secara kontekstual, dataset ini mencerminkan aktivitas penjualan UMKM fashion di Batam yang melayani kebutuhan konsumen dengan preferensi beragam. Variasi jumlah pembelian yang berkisar antara 1 hingga 4 unit menunjukkan bahwa konsumen tidak selalu melakukan pembelian individual, tetapi dalam beberapa kasus juga membeli untuk kebutuhan keluarga, acara tertentu, atau tujuan fungsional lainnya. Pola ini terlihat terutama pada kategori Pakaian Adat dan Pakaian Muslim yang relatif sering muncul dalam transaksi dan pada beberapa kasus dibeli dalam jumlah lebih dari satu unit.

Sebelum dianalisis menggunakan algoritma Apriori, data melalui tahap preprocessing yang meliputi data cleaning, data transformation, dan data selection. Tahap data cleaning dilakukan untuk memastikan tidak terdapat duplikasi dan inkonsistensi pada entri transaksi. Tahap transformation dilakukan dengan mengubah data transaksi ke dalam bentuk transactional basket biner agar setiap item dapat diidentifikasi berdasarkan keberadaan atau ketidakhadirannya dalam suatu transaksi. Selanjutnya, tahap selection dilakukan untuk mempertahankan hanya kategori produk yang relevan terhadap tujuan analisis.

Berdasarkan hasil analisis awal, kategori Pakaian Adat dan Olahraga memiliki frekuensi kemunculan tertinggi, dengan nilai support masing-masing sebesar 0,7 dan 0,6. Temuan ini menunjukkan bahwa kedua kategori tersebut merupakan produk yang paling dominan dalam pola pembelian pelanggan pada dataset yang dianalisis. Karakteristik ini menjadi dasar penting dalam pembentukan frequent itemsets dan aturan asosiasi, sekaligus memberikan konteks awal bagi pengembangan model simulasi *precision marketing* pada penelitian ini.

TABEL I  
SAMPLE DATA

id_tran saction	Date	Item	Qty	Harga Satuan
1	2025- 04-01	Formal	1	150.000
		Kasual	1	100.000
		Pakaian Adat	1	250.000
2	2025- 04-02	Pakaian Adat	1	250.000
		Olahraga	2	120.000
		Formal	1	150.000
3	2025- 04-03	Pakaian Adat	3	250.000
		Kasual	1	100.000
		Olahraga	1	120.000
4	2025- 04-04	Formal	1	150.000
		Pakaian Adat	2	250.000
		Pakaian Muslim	1	200.000

5	2025-04-05	Olahraga	2	120.000
		Pakaian Adat	2	250.000
		Pakaian Muslim	1	200.000
6	2025-04-06	Pakaian Muslim	2	200.000
		Formal	1	150.000
		Olahraga	3	120.000
7	2025-04-07	Pakaian Tidur,	1	90.000
		Olahraga	1	120.000
		Kasual	1	100.000
8	2025-04-08	Pakaian Muslim	4	200.000
		Pakaian Adat	1	250.000
		Kasual	1	100.000
9	2025-04-09	Pakaian Tidur	2	90.000
		Formal	1	150.000
		Olahraga	1	120.000
10	2025-04-10	Pakaian Adat	3	250.000
		Pakaian Muslim	1	200.000
		Pakaian Tidur	2	90.000

Namun, data masih bersifat semi-terstruktur, sehingga diperlukan preprocessing berupa data cleaning, transformation (mengubah ke format tabular), integration, pembuatan atribut total harga, dan validasi data.

Setelah preprocessing, dataset menjadi terstruktur dan siap dianalisis menggunakan metode Apriori, melalui tahapan pembentukan itemset dan aturan asosiasi dengan evaluasi support, confidence, dan lift, guna mendukung pengambilan keputusan pada UMKM.

**B. Hasil Analisis Association rules**

Setelah data transaksi ditransformasikan ke dalam bentuk transactional basket (Tabel 2), analisis dilakukan menggunakan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola keterkaitan antar produk berdasarkan nilai support, confidence, dan lift. Pendekatan ini digunakan untuk menilai sejauh mana suatu produk cenderung dibeli bersama produk lainnya dalam satu transaksi, sehingga dapat menjadi dasar dalam pengembangan strategi rekomendasi produk dan cross-selling.

Hasil analisis menunjukkan bahwa beberapa kategori produk memiliki frekuensi kemunculan yang relatif tinggi. Pakaian Adat merupakan item dengan nilai support tertinggi sebesar 0,7, diikuti oleh Olahraga sebesar 0,6, serta Formal dan Pakaian Muslim masing-masing sebesar 0,5. Temuan ini menunjukkan bahwa kategori tersebut merupakan produk yang paling dominan dalam pola pembelian pelanggan, sehingga berpotensi menjadi jangkar utama dalam penyusunan strategi promosi dan rekomendasi.

Pada tingkat pasangan produk (2-itemset), beberapa kombinasi menunjukkan nilai support yang relatif lebih tinggi dibandingkan pasangan lainnya, seperti Formal-Pakaian Adat, Kasual-Pakaian Adat, serta Pakaian Adat-Olahraga

dengan nilai support sebesar 0,3. Hasil ini mengindikasikan bahwa pasangan-pasangan produk tersebut cukup sering muncul secara bersamaan dalam transaksi pelanggan. Namun demikian, frekuensi kemunculan bersama belum cukup untuk menunjukkan kekuatan asosiasi secara strategis, sehingga diperlukan evaluasi lanjutan melalui confidence dan lift.

Berdasarkan hasil pembentukan aturan asosiasi, hubungan yang paling signifikan ditemukan pada pasangan Kasual → Pakaian Adat dengan nilai confidence sebesar 0,75 dan lift sebesar 1,07. Nilai tersebut menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli produk Kasual memiliki kecenderungan lebih tinggi untuk juga membeli Pakaian Adat dibandingkan kondisi independen. Dengan demikian, aturan ini memiliki potensi paling relevan untuk diterapkan dalam strategi cross-selling maupun rekomendasi produk berbasis data.

Selain itu, aturan Olahraga → Pakaian Tidur juga menunjukkan nilai lift di atas 1, yaitu sebesar 1,1, meskipun dengan nilai confidence yang lebih rendah. Hal ini menunjukkan adanya hubungan positif antar produk, namun kekuatannya tidak sekuat aturan utama. Sebaliknya, sebagian besar aturan lainnya memiliki nilai lift di sekitar atau di bawah 1, yang mengindikasikan bahwa hubungan antar item tersebut belum cukup kuat untuk diprioritaskan dalam strategi pemasaran.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa tidak semua kombinasi produk yang sering muncul bersama memiliki nilai strategis yang tinggi. Oleh karena itu, dalam konteks precision marketing, seleksi aturan asosiasi perlu difokuskan pada kombinasi dengan nilai lift lebih besar dari 1, karena aturan tersebut lebih menunjukkan adanya hubungan positif yang dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan relevansi rekomendasi produk. Dalam penelitian ini, aturan Kasual → Pakaian Adat dipilih sebagai dasar utama dalam integrasi ke model *system dynamics* untuk mengevaluasi dampaknya terhadap konversi, loyalitas, dan pertumbuhan pelanggan.

Tabel II  
TRANSACTIONAL BASKET

ID	Formal	Kasual	Pakaian Adat	Olahraga	Pakaian Muslim	Pakaian Tidur
1	1	1	1	0	0	0
2	1	0	1	1	0	0
3	0	1	1	1	0	0
4	1	0	1	0	1	0
5	0	0	1	1	1	0
6	1	0	0	1	1	0
7	0	1	0	1	0	1
8	0	1	1	0	1	0
9	1	0	0	1	0	1
10	0	0	1	0	1	1

Tabel di atas merupakan hasil transformasi data transaksi ke dalam bentuk binary (0 dan 1) yang digunakan dalam analisis Apriori. Nilai 1 menunjukkan bahwa suatu item dibeli dalam transaksi tertentu, sedangkan 0 menunjukkan item tersebut tidak dibeli. Dataset terdiri dari 10 transaksi dengan

6 kategori produk, yaitu: Formal, Kasual, Pakaian Adat, Olahraga, Pakaian Muslim, dan Pakaian Tidur.

Untuk Langkah perhitungannya adalah sebagai berikut:

1. Langkah Pertama : Menghitung *Support* untuk 1-Itemset  
*Support* untuk 1-itemset dihitung sebagai rasio jumlah transaksi yang mengandung item tertentu terhadap total jumlah transaksi.

TABEL III  
NILAI SUPPORT UNTUK 1 ITEMSET

Item	Jumlah Transaksi	Support
Formal	5	0.5
Kasual	4	0.4
Pakaian Adat	7	0.7
Olahraga	6	0.6
Pakaian Muslim	5	0.5
Pakaian Tidur	3	0.3

Tabel II menunjukkan hasil perhitungan nilai support untuk masing-masing item berdasarkan total 10 transaksi yang dianalisis. Nilai support merepresentasikan tingkat kemunculan suatu item dalam keseluruhan transaksi, sehingga dapat digunakan untuk mengidentifikasi produk yang paling sering dibeli oleh pelanggan.

Berdasarkan hasil tersebut, Pakaian Adat memiliki nilai support tertinggi sebesar 0,7, yang menunjukkan bahwa item ini paling dominan dalam pola pembelian pelanggan. Selanjutnya, kategori Olahraga memiliki nilai support sebesar 0,6, diikuti oleh Formal dan Pakaian Muslim masing-masing sebesar 0,5. Sementara itu, Kasual memiliki nilai support sebesar 0,4, dan Pakaian Tidur merupakan item dengan frekuensi terendah dengan nilai support sebesar 0,3.

Perbedaan nilai *support* ini mengindikasikan adanya variasi preferensi pelanggan terhadap kategori produk tertentu. Item dengan nilai support tinggi berpotensi menjadi fokus dalam strategi pemasaran, seperti promosi atau bundling produk, sedangkan item dengan support rendah dapat dianalisis lebih lanjut untuk meningkatkan daya tariknya di pasar.

2. Langkah Kedua : Menghitung *Support* untuk 2-Itemset  
 Hasil Perhitungan *Support* untuk 2-Itemset.

Tabel III menunjukkan hasil perhitungan nilai support untuk kombinasi 2-itemset yang diperoleh dari seluruh transaksi yang dianalisis. Nilai support pada tahap ini

digunakan untuk mengidentifikasi hubungan awal antar pasangan item dalam pola pembelian pelanggan menggunakan pendekatan Apriori Algorithm.

TABEL IV  
NILAI SUPPORT UNTUK 2 ITEMSET

Itemset	Support
Formal, Kasual	0.1
Formal, Pakaian Adat	0.3
Formal, Olahraga	0.3
Formal, Pakaian Muslim	0.1
Formal, Pakaian Tidur	0.1
Kasual, Pakaian Adat	0.3
Kasual, Olahraga	0.2
Kasual, Pakaian Muslim	0.1
Kasual, Pakaian Tidur	0.1
Pakaian Adat, Olahraga	0.3
Pakaian Adat, Pakaian Muslim	0.4
Pakaian Adat, Pakaian Tidur	0.1
Olahraga, Pakaian Muslim	0.2
Olahraga, Pakaian Tidur	0.2
Pakaian Muslim, Pakaian Tidur	0.1

Berdasarkan hasil perhitungan, beberapa kombinasi item menunjukkan nilai support yang relatif lebih tinggi dibandingkan pasangan lainnya. Kombinasi Formal dengan Pakaian Adat, Kasual dengan Pakaian Adat, serta Pakaian Adat dengan Olahraga memiliki nilai support sebesar 0,3, yang menunjukkan bahwa pasangan item tersebut cukup sering muncul secara bersamaan dalam transaksi pelanggan.

Selain itu, kombinasi seperti Kasual dengan Olahraga, serta Olahraga dengan Pakaian Muslim dan Pakaian Tidur memiliki nilai support sebesar 0,2, yang mengindikasikan adanya hubungan moderat antar item tersebut. Sementara itu, sebagian besar pasangan item lainnya memiliki nilai support yang relatif rendah, yaitu sebesar 0,1, yang menunjukkan bahwa kombinasi tersebut jarang terjadi dalam transaksi.

Perbedaan nilai support ini mengindikasikan bahwa tidak semua pasangan produk memiliki tingkat keterkaitan yang sama dalam pola pembelian pelanggan. Oleh karena itu, hanya kombinasi dengan nilai support yang memenuhi ambang batas minimum yang akan diproses lebih lanjut pada tahap pembentukan aturan asosiasi

3. Langkah Ketiga : Menghitung *Confidence* dan *Lift*  
 Berikut Tabel V Hasil Perhitungan Manual Menggunakan Algoritma Apriori

TABEL V  
HASIL PERHITUNGAN MANUAL

Antecedent	Consequent	Support (A∩B)	Support (A)	Support (B)	Confidence (A→B)	Lift (A→B)
Formal	Kasual	0.1	0.5	0.4	0.2	0.5
Formal	Pakaian Adat	0.3	0.5	0.7	0.6	0.85
Formal	Olahraga	0.3	0.5	0.6	0.6	1
Formal	Pakaian Muslim	0.1	0.5	0.5	0.2	0.4
Formal	Pakaian Tidur	0.1	0.5	0.3	0.2	0.66
Kasual	Pakaian Adat	0.3	0.4	0.7	0.75	1.07
Kasual	Olahraga	0.2	0.4	0.6	0.5	0.83

Kasual	Pakaian Muslim	0.1	0.4	0.5	0.25	0.5
Kasual	Pakaian Tidur	0.1	0.4	0.3	0.25	0.83
Pakaian Adat	Olahraga	0.3	0.7	0.6	0.42	0.7
Pakaian Adat	Pakaian Muslim	0.4	0.7	0.5	0.42	0.84
Pakaian Adat	Pakaian Tidur	0.1	0.7	0.3	0.14	0.46
Olahraga	Pakaian Muslim	0.2	0.6	0.5	0.33	0.66
Olahraga	Pakaian Tidur	0.2	0.6	0.3	0.33	1.1
Pakaian Muslim	Pakaian Tidur	0.1	0.5	0.3	0.2	0.66

Berdasarkan hasil analisis, aturan yang paling signifikan adalah hubungan antara kategori Kasual dan Pakaian Adat dengan nilai confidence sebesar 0.75 dan lift sebesar 1.07. Nilai ini menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli produk kasual memiliki kecenderungan lebih tinggi untuk juga membeli pakaian adat dibandingkan dengan kondisi independen. Temuan ini memiliki implikasi strategis dalam pengembangan rekomendasi produk dan strategi *cross-selling* [30].

Secara umum, sebagian besar aturan memiliki nilai *confidence* yang relatif rendah hingga moderat, yang menunjukkan bahwa keterkaitan antar item dalam transaksi pelanggan tidak selalu kuat. Hal ini mengindikasikan bahwa pelanggan memiliki variasi preferensi dalam memilih produk, sehingga tidak semua pembelian bersifat saling bergantung. Aturan dengan nilai lift lebih dari 1 menjadi fokus utama dalam strategi pemasaran karena menunjukkan adanya hubungan positif antar produk.

Beberapa aturan menunjukkan nilai *confidence* yang relatif lebih tinggi, seperti hubungan antara kategori Kasual dan Pakaian Adat, yang mengindikasikan bahwa pelanggan yang membeli produk Kasual memiliki kecenderungan untuk juga membeli Pakaian Adat. Meskipun demikian, nilai lift pada sebagian besar aturan masih berada di sekitar atau di bawah 1, yang menunjukkan bahwa hubungan antar item tersebut belum cukup kuat untuk dikategorikan sebagai asosiasi yang signifikan secara independen.

Selain itu, terdapat beberapa aturan dengan nilai lift di atas 1, yang menunjukkan adanya hubungan positif antar item, di mana kemunculan suatu produk dapat meningkatkan kemungkinan pembelian produk lainnya. Namun demikian, tidak semua aturan dengan confidence tinggi memiliki nilai lift yang tinggi, sehingga diperlukan seleksi lebih lanjut untuk menentukan aturan yang benar-benar relevan dalam mendukung strategi precision marketing.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa meskipun terdapat beberapa pola keterkaitan antar produk, kekuatan asosiasi dalam dataset ini masih terbatas. Oleh karena itu, pemanfaatan aturan asosiasi dalam strategi pemasaran perlu difokuskan pada aturan dengan nilai lift lebih besar dari 1 agar memberikan dampak yang lebih signifikan.

Dari perspektif strategi pemasaran, aturan dengan nilai *lift* di atas 1 dapat dimanfaatkan untuk rekomendasi produk,

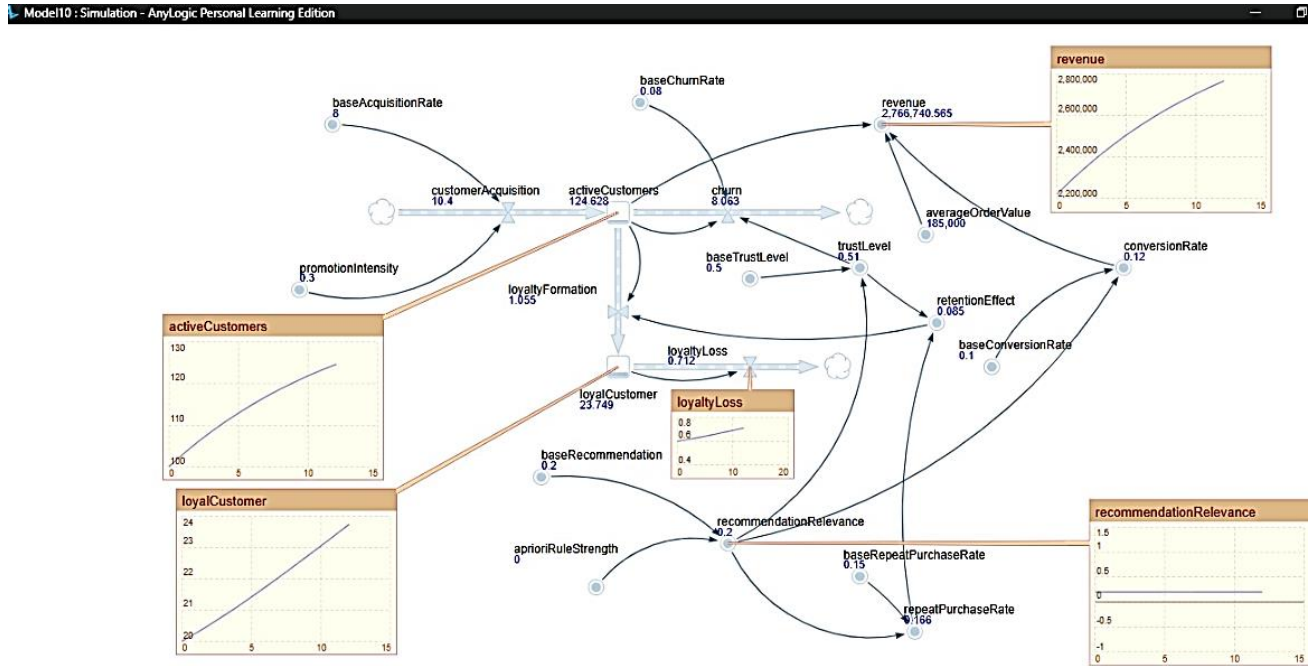
maupun promosi silang (*cross-selling*). Sementara itu, aturan dengan nilai lift di bawah 1 menunjukkan hubungan yang lemah sehingga kurang efektif untuk digunakan dalam pengambilan keputusan pemasaran.

Tahapan pengolahan data dilakukan dengan menggunakan Algoritma Apriori untuk menemukan *association rules* dari data transaksi [31], sehingga dapat mengidentifikasi hubungan atau pola keterkaitan antar item yang sering muncul secara bersamaan dalam satu transaksi. Aturan asosiasi yang memiliki kekuatan paling relevan selanjutnya digunakan sebagai dasar pembentukan parameter *recommendation relevance* pada model *system dynamics*, sehingga dampaknya terhadap kinerja pemasaran dapat dievaluasi melalui simulasi skenario.

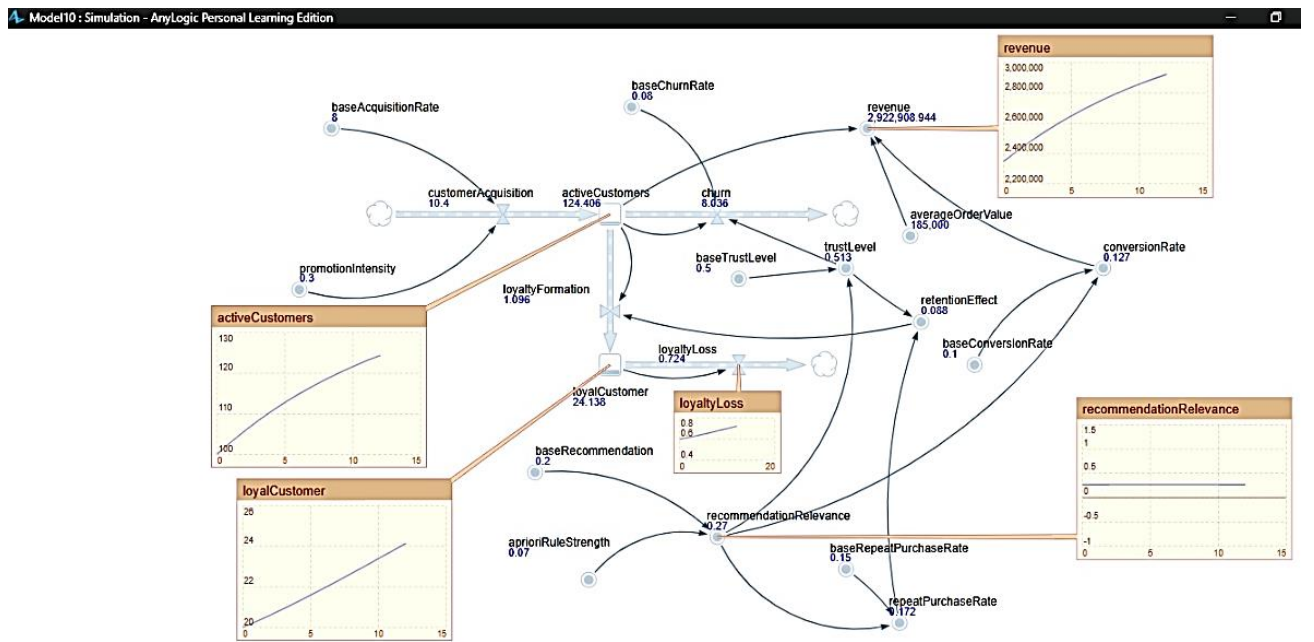
Meskipun penelitian ini menggunakan algoritma Apriori, metode lain seperti FP-Growth juga dikenal efektif untuk mengidentifikasi *frequent itemsets*, terutama pada dataset berukuran besar. Dibandingkan FP-Growth, Apriori memiliki kelemahan dari sisi efisiensi komputasi karena harus membangkitkan kandidat itemset secara bertahap. Namun, pada penelitian ini Apriori dipilih karena ukuran dataset relatif kecil dan tujuan utama analisis lebih menekankan pada keterlacakan proses pembentukan aturan asosiasi serta kemudahan interpretasi hasil. Dengan karakteristik data UMKM apparel yang terbatas, penggunaan Apriori dinilai memadai untuk mengidentifikasi aturan yang relevan sebagai dasar pembentukan strategi precision marketing. Penelitian selanjutnya dapat memperluas analisis dengan membandingkan performa Apriori dan FP-Growth pada dataset transaksi yang lebih besar agar diperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai efisiensi dan kualitas aturan yang dihasilkan.

### C. Hasil Simulasi Skenario Precision Marketing

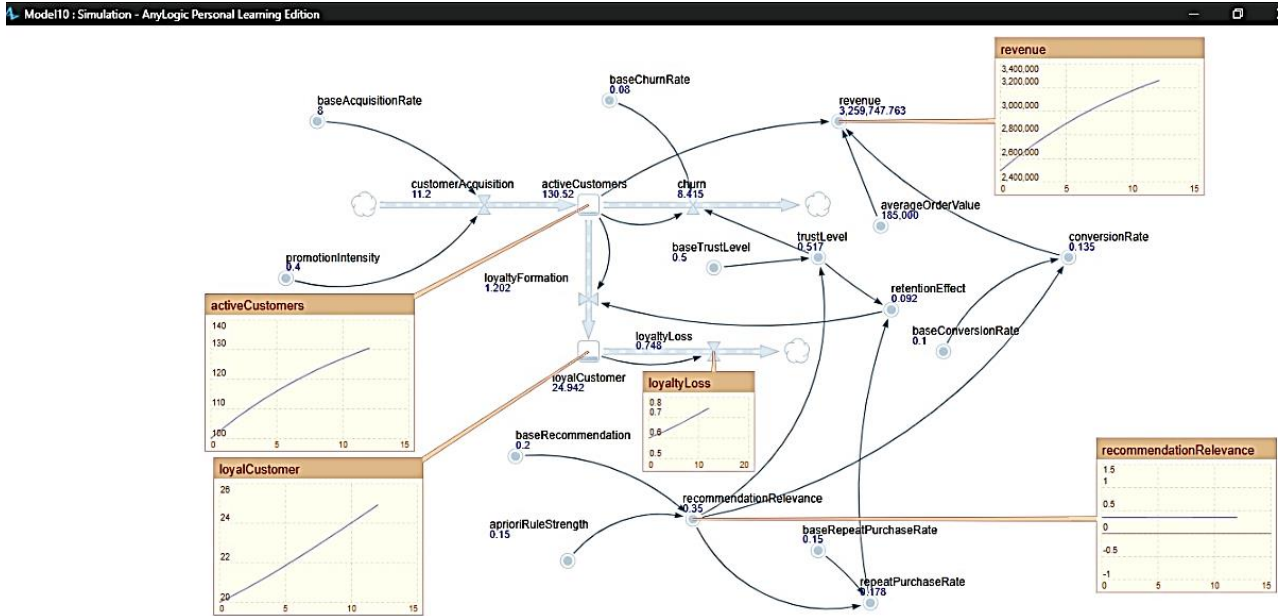
Untuk mengevaluasi potensi dampak *precision marketing* berbasis *association rules*, model *system dynamics* dijalankan dalam tiga skenario, yaitu *baseline*, *moderate intervention*, dan *strong intervention*, selama horizon simulasi 12 bulan. Untuk hasil skenarionya dapat dilihat pada Gambar 4-6 dibawah ini



Gambar 4. Hasil Simulasi Baseline



Gambar 5. Hasil Simulasi Moderate Intervention



Gambar 6. Hasil Simulasi Strong Intervention

Hasil simulasi menunjukkan bahwa penerapan precision marketing berbasis *association rules* memberikan arah perubahan yang lebih baik dibandingkan skenario *baseline*. Pada kondisi *baseline*, nilai *recommendation relevance* berada pada tingkat dasar sebesar 0,20, dengan *conversion rate* sebesar 0,120, jumlah *active customers* sebesar 124,628, jumlah *loyal customers* sebesar 23,749, dan *revenue* sebesar 2.77 juta Rupiah. Kondisi ini merepresentasikan sistem yang berjalan tanpa penguatan rekomendasi berbasis aturan asosiasi.

Pada skenario *moderate intervention*, peningkatan *recommendation relevance* menjadi 0,27 mendorong kenaikan *conversion rate* menjadi 0,127 dan *revenue* menjadi 2.92 juta Rupiah. Selain itu, jumlah *loyal customers* meningkat menjadi 24,138. Meskipun jumlah *active customers* pada skenario ini tidak meningkat secara signifikan dibandingkan *baseline*, hasil tersebut menunjukkan bahwa peningkatan relevansi rekomendasi mulai memberikan dampak positif terhadap pembelian ulang dan loyalitas pelanggan.

Sementara itu, skenario *strong intervention* menunjukkan hasil paling tinggi di antara seluruh skenario. Ketika *recommendation relevance* ditingkatkan menjadi 0,35 dan didukung oleh intensitas promosi yang lebih besar, *conversion rate* meningkat menjadi 0,135, jumlah *active customers* naik menjadi 130,520, jumlah *loyal customers* meningkat menjadi 24,942, dan *revenue* mencapai 3.25 juta Rupiah. Hasil ini menunjukkan bahwa strategi precision marketing berbasis data memiliki potensi yang lebih kuat ketika didukung oleh rekomendasi produk yang lebih relevan dan promosi yang lebih intensif.

Secara keseluruhan, simulasi ini mengindikasikan bahwa peningkatan *recommendation relevance* berkontribusi positif terhadap performa pemasaran, khususnya pada aspek

*conversion*, pertumbuhan pelanggan loyal, dan pendapatan. Temuan ini memperkuat argumentasi bahwa hasil *association rules* tidak hanya berguna untuk memahami pola pembelian, tetapi juga dapat digunakan sebagai dasar eksploratif dalam merancang strategi pemasaran yang lebih efektif pada UMKM apparel di Batam. Untuk perbandingannya dapat dilihat pada Tabel 6.

Namun demikian, hasil simulasi ini perlu dipahami sebagai simulasi eksploratif berbasis skenario. Model belum dikalibrasi menggunakan data historis deret waktu, sehingga hasil yang diperoleh tidak dimaksudkan sebagai prediksi absolut, melainkan sebagai alat pendukung pengambilan keputusan strategis. Untuk menilai kestabilan arah perubahan output model terhadap variasi parameter utama, dilakukan analisis sensitivitas terhadap *recommendation relevance*

TABEL VI  
PERBANDINGAN HASIL SIMULASI PADA TIGA SKENARIO

Indikator	Baseline	Moderate Intervention	Strong Intervention
Recommendation relevance	0.20	0.27	0.35
Conversion rate	0.120	0.127	0.135
Active customers	124.628	124.406	130.520
Loyal customers	23.749	24.138	24.942
Revenue (IDR)	2.77 juta	2.92 juta	3.26 juta

D. Analisis Sensitivitas Model

Analisis sensitivitas dilakukan untuk melihat seberapa besar pengaruh perubahan parameter utama terhadap perilaku output model (Tabel 7). Dalam penelitian ini, parameter yang diuji adalah *recommendation relevance*, karena variabel tersebut menjadi titik integrasi utama antara hasil *association rules* dan model *system dynamics*. Nilai *recommendation relevance* diuji pada tiga tingkat, yaitu 0,20 pada skenario

baseline, 0,27 pada moderate intervention, dan 0,35 pada strong intervention.

Hasil analisis menunjukkan bahwa peningkatan *recommendation relevance* memberikan pengaruh positif terhadap beberapa indikator utama model, terutama conversion rate, jumlah loyal customers, dan revenue. Pada saat *recommendation relevance* berada pada tingkat dasar sebesar 0,20, conversion rate tercatat sebesar 0,120 dengan jumlah loyal customers sebesar 23,749 dan revenue sebesar Rp 2,77 million. Ketika nilai *recommendation relevance* meningkat menjadi 0,27, conversion rate naik menjadi 0,127, loyal customers meningkat menjadi 24,138, dan revenue mencapai Rp 2,92 million. Pada tingkat tertinggi, yaitu 0,35, conversion rate meningkat lebih lanjut menjadi 0,135, jumlah loyal customers mencapai 24,942, dan revenue mencapai Rp 3,26 million.

Temuan ini menunjukkan bahwa model cukup sensitif terhadap perubahan *recommendation relevance*, terutama pada aspek konversi dan pendapatan. Dengan kata lain, kualitas rekomendasi produk yang dihasilkan dari *association rules* memiliki peran penting dalam memengaruhi performa pemasaran. Semakin tinggi relevansi rekomendasi yang diberikan kepada pelanggan, semakin besar peluang peningkatan pembelian, loyalitas, dan nilai ekonomi transaksi.

Meskipun demikian, sensitivitas model pada penelitian ini tetap perlu dipahami dalam konteks eksploratif. Nilai parameter yang digunakan belum berasal dari proses kalibrasi data longitudinal aktual, sehingga perubahan output model lebih tepat diinterpretasikan sebagai indikasi arah respons sistem daripada estimasi kuantitatif absolut. Namun demikian, hasil ini tetap memberikan bukti tambahan bahwa *recommendation relevance* merupakan variabel kunci yang layak diperhatikan dalam pengembangan strategi precision marketing untuk UMKM *e-commerce*.

TABEL VII  
HASIL ANALISIS SENSITIVITAS TERHADAP RECOMMENDATION RELEVANCE

Recommendation Relevance	Conversion Rate	Loyal Customers	Revenue
0.20	0.120	23.749	Rp 2.77 juta
0.27	0.127	24.138	Rp 2.92 juta
0.35	0.135	24.942	Rp 3.26 juta

#### E. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan dalam menafsirkan hasil. Pertama, ukuran dataset transaksi yang digunakan masih relatif kecil, yaitu hanya terdiri atas 10 transaksi dari satu konteks UMKM apparel berbasis *e-commerce* di Batam. Oleh karena itu, hasil *association rules* yang diperoleh lebih tepat diposisikan sebagai bukti awal (*proof-of-concept*) daripada generalisasi yang dapat langsung diterapkan pada seluruh platform *e-commerce* atau sektor bisnis lainnya.

Kedua, model *system dynamics* dalam penelitian ini dibangun sebagai model eksploratif berbasis skenario dan belum dikalibrasi menggunakan data historis deret waktu aktual. Konsekuensinya, hasil simulasi tidak dimaksudkan sebagai prediksi kuantitatif absolut, melainkan sebagai gambaran arah perubahan sistem ketika strategi precision marketing diterapkan pada beberapa kondisi yang berbeda. Dengan demikian, interpretasi hasil simulasi harus dilakukan secara hati-hati, terutama ketika digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan di luar konteks studi ini.

Ketiga, penelitian ini hanya berfokus pada satu jenis kategori produk, yaitu apparel, dengan karakteristik pelanggan dan pola pembelian yang mungkin berbeda dari sektor lain seperti makanan, elektronik, atau jasa digital. Selain itu, konteks lokal Batam sebagai kawasan ekonomi yang berkembang juga memiliki karakteristik tersendiri, sehingga tingkat penerapan hasil penelitian ini pada wilayah lain memerlukan penyesuaian parameter, struktur model, dan validasi tambahan.

Keempat, meskipun penelitian ini telah menunjukkan bahwa *recommendation relevance* merupakan variabel yang sensitif terhadap perubahan performa model, analisis sensitivitas yang dilakukan masih terbatas pada parameter utama tertentu dan belum mencakup seluruh parameter model secara menyeluruh. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar, membandingkan Apriori dengan metode lain seperti FP-Growth, serta mengembangkan model simulasi yang lebih terkalibrasi agar dapat meningkatkan reliabilitas hasil dan memperluas tingkat generalisasi penelitian.

## IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola keterkaitan produk pada transaksi *e-commerce* UMKM apparel di Batam. Hasil analisis menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang paling relevan adalah hubungan Kasual → Pakaian Adat dengan nilai *confidence* sebesar 0,75 dan *lift* sebesar 1,07, yang mengindikasikan potensi penerapan strategi *cross-selling* dan rekomendasi produk berbasis data.

Hasil *association rules* tersebut kemudian diintegrasikan ke dalam model *system dynamics* melalui parameter *recommendation relevance* untuk mengevaluasi dampaknya terhadap kinerja pemasaran. Simulasi tiga skenario selama 12 bulan menunjukkan bahwa skenario strong intervention memberikan hasil terbaik dibandingkan *baseline* dan *moderate intervention*, dengan *recommendation relevance* sebesar 0,35, *conversion rate* sebesar 0,135, *active customers* sebesar 130,520, *loyal customers* sebesar 24,942, dan *revenue* sebesar 3,26 juta Rupiah. Temuan ini menunjukkan bahwa peningkatan relevansi rekomendasi berkontribusi positif terhadap konversi, loyalitas pelanggan, dan pendapatan.

Secara praktis, penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan analitik sederhana seperti Apriori yang

dikombinasikan dengan *system dynamics* dapat dimanfaatkan oleh UMKM sebagai alat pendukung pengambilan keputusan strategis, tanpa memerlukan infrastruktur analitik yang terlalu kompleks. Namun demikian, model yang dibangun dalam penelitian ini bersifat eksploratif, belum dikalibrasi menggunakan data historis longitudinal, dan masih terbatas pada dataset kecil dalam konteks UMKM apparel di Batam. Oleh karena itu, hasil penelitian ini lebih tepat dipahami sebagai *proof-of-concept* dan arah awal pengembangan precision marketing berbasis data.

Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset transaksi yang lebih besar, membandingkan Apriori dengan metode lain seperti FP-Growth, serta mengembangkan model simulasi yang lebih terkalibrasi agar tingkat generalisasi dan reliabilitas hasil dapat ditingkatkan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. L. Kilay, B. H. Simamora, and D. P. Putra, "The Influence of E-Payment and E-Commerce Services on Supply Chain Performance: Implications of Open Innovation and Solutions for the Digitalization of Micro, Small, and Medium Enterprises (MSMEs) in Indonesia," *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, vol. 8, no. 3, p. 119, 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/joitmc8030119>.
- [2] M. Ebadi Jalal and A. Elmaghraby, "Analyzing the Dynamics of Customer Behavior: A New Perspective on Personalized Marketing through Counterfactual Analysis," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 19, no. 3, pp. 1660–1681, 2024. doi: [10.3390/jtaer19030081](https://doi.org/10.3390/jtaer19030081).
- [3] W. Adrianus, M. R. S. P. Edwin, and Y. Yanfi, "Furpare: Third-party application as furniture comparison in Indonesia's e-commerce," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 216, pp. 77–85, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.113>.
- [4] K. I. Center, "Perilaku Konsumen E-Commerce," 2023. [Online]. Available: <chrome-extension://efaidnbnmnbbpcjpcglclefindmkaj/https://cdn1.katadata.co.id/media/kic/katadata-indonesia-e-commerce-mapping-2018.pdf>
- [5] Kredivo, "Indonesian E-Commerce Consumer Behavior Report," 2020. [Online]. Available: [https://kredivocorp.com/wp-content/uploads/2020/08/Kredivo\\_Katadata\\_Ecom-Report.pdf](https://kredivocorp.com/wp-content/uploads/2020/08/Kredivo_Katadata_Ecom-Report.pdf)
- [6] D. A. Putera, E. A. Rofii, A. Lawi, and R. Oktavia, "Enhancing Waste Management and Marine Ecosystem Protection for Tourism Sustainability on Buluh Island," *BIO Web Conf.*, vol. 06010, no. 134, p. 15, 2024, doi: <https://doi.org/10.1051/bioconf/202413406010>.
- [7] A. Setiyawan, Y. He, and R. Sastri, "Investigating the Role of Logistics Delivery Services in Shaping Customer Satisfaction: LLM-Aspect-Based Sentiment Analysis of Perceived Quality in Indonesian E-Commerce," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, vol. 20, no. 4, p. 345, 2025. doi: [10.3390/jtaer20040345](https://doi.org/10.3390/jtaer20040345).
- [8] A. Farmania, R. D. Elsyah, and M. A. Tuori, "Transformation of CRM Activities into e-CRM: The Generating e-Loyalty and Open Innovation," *J. Open Innov. Technol. Mark. Complex.*, vol. 7, no. 2, p. 109, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/joitmc7020109>.
- [9] D. Wu and X. Liu, "HC-means clustering algorithm for precision marketing on e-commerce platforms," *Syst. Soft Comput.*, vol. 7, p. 200236, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2025.200236>.
- [10] L. E. Muñoz-Guerrero, Y. F. Ceballos, and L. D. Trejos-Rojas, "A comprehensive dataset of customer behavior in Latin American Fintech: 12-month transactional and demographic data for churn analysis," *Data Br.*, vol. 65, p. 112484, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dib.2026.112484>.
- [11] X. Zhao *et al.*, "Research on high-impact user positioning from the perspective of precision marketing," *Data Technol. Appl.*, vol. 60, no. 2, pp. 257–296, 2026, doi: <https://doi.org/10.1108/DTA-09-2024-0873>.
- [12] Y. Yan and H. Xie, "From clicks to context: A heterogeneous graph framework for diagnosing consumer shopping goals and personalizing retail strategy," *Electron. Commer. Res. Appl.*, vol. 74, p. 101557, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2025.101557>.
- [13] Z. Sun *et al.*, "Influence factors on travel mode preference of working residents living far away from downtown area on workdays: A hybrid method integrating random parameter logit model and Apriori algorithm," *Transp. Res. Part A Policy Pract.*, vol. 190, p. 104275, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.tra.2024.104275>.
- [14] D. Lee, T.-Q. Quach, T. P. Israel, K. Y. Ahn, Y. Bae, and Y. S. Kim, "Analysis of start-up behavior based on the dynamic simulation of an SOFC–engine hybrid system," *Energy Convers. Manag.*, vol. 272, p. 116384, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.116384>.
- [15] N. P. S. Prakash, J. Seo, J. Choi, and R. Horowitz, "Clustering Techniques for Stable Linear Dynamical Systems with applications to Hard Disk Drives," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 56, no. 3, pp. 529–534, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2023.12.078>.
- [16] D. Pietsch, U. Wieland, M. Stoll, and S. Ihlenfeldt, "Interpretable and Adaptive Data-Driven Root Cause Analysis in Manufacturing through Association Rule Mining," *Procedia CIRP*, vol. 134, pp. 31–36, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2025.03.006>.
- [17] C. I. Hermina, "Market basket analysis for a supermarket," *Int. J. Manag. Technol. Eng.*, vol. 12, no. 11, pp. 106–113, 2022.
- [18] Z. Sun, Q. Zong, Y. Mao, and G. Wu, "Exploring the Features and Trends of Industrial Product E-Commerce in China Using Text-Mining Approaches," *Information*, vol. 15, no. 11, p. 712, 2024. doi: [10.3390/info15110712](https://doi.org/10.3390/info15110712).
- [19] S. Y. An, G. Ngayo, and S.-P. Hong, "Applying Blockchain, Causal Loop Diagrams, and the Analytical Hierarchy Process to Enhance Fifth-Generation Ceramic Antenna Manufacturing: A Technology–Organization–Environment Framework Approach," *Systems*, vol. 12, no. 6, p. 184, 2024. doi: [10.3390/systems12060184](https://doi.org/10.3390/systems12060184).
- [20] R. Alsabt, W. Alkhaldi, Y. A. Adenle, and H. M. Alshuwaikhat, "Optimizing waste management strategies through artificial intelligence and machine learning - An economic and environmental impact study," *Clean. Waste Syst.*, vol. 8, p. 100158, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.clwas.2024.100158>.
- [21] M. M. Engel, F. L. Gaol, A. Kurniawan, and W. Budiharto, "Anonymous transactional dataset in a local food and beverages (F&B) micro-small-medium enterprise (MSME) for recommender systems," *Data Br.*, vol. 65, p. 112519, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dib.2026.112519>.
- [22] S. Carpitella, V. Kratochvíl, and M. Pištěk, "Multi-criteria decision making beyond consistency: An alternative to AHP for real-world industrial problems," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 198, p. 110661, 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110661>.
- [23] S. Yacoubi, G. Manita, and O. Korbaa, "A Multiobjective Crystal Optimization-based association rule mining enhanced with TOPSIS for predictive maintenance analysis," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 207, pp. 2782–2793, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.336>.
- [24] V. Cail *et al.*, "Understanding the systems dynamics of neighborhood socioeconomic inequities in health in European cities: a causal loop diagram," *Health Place*, vol. 97, p. 103595, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2025.103595>.
- [25] D. A. Putera, N. Fajri, T. Alda, and A. M. Leman, "A Literature Review and Conceptual Agent-Based Model for Marine Litter Reduction in Small Coastal Communities: A Case Study of Pulau Buluh," in *The 5th Maritime Continent Fulcrum International Conference (MaCiFIC 2025)*, 2025, p. 012048. doi: [10.1088/1755-1315/1559/1/012048](https://doi.org/10.1088/1755-1315/1559/1/012048).
- [26] A. Baratta *et al.*, "An Integrated AnyLogic Simulation Model for

- Chocolate Production and Cocoa Husk Valorization,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 277, pp. 3889–3898, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2026.02.424>.
- [27] A. Ghavamifar and A. Larsen, “System dynamics modeling of food loss and waste in the Norwegian seafood sector: Toward a circular economy,” *J. Clean. Prod.*, vol. 518, p. 145705, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.145705>.
- [28] J. R. Mehrenjani, A. Gharehghani, S. Ahmadi, and K. M. Powell, “Dynamic simulation of a triple-mode multi-generation system assisted by heat recovery and solar energy storage modules: Techno-economic optimization using machine learning approaches,” *Appl. Energy*, vol. 348, p. 121592, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121592>.
- [29] M. Kunc, “Integrating system dynamics and scenarios: A framework based on personal experience,” *Futur. FORESIGHT Sci.*, vol. 6, no. 1, p. e174, Mar. 2024, doi: <https://doi.org/10.1002/ffo2.174>.
- [30] M. Li, M. Hada, T. Haumann, M. Dax, and C. Schmitz, “Cross-selling in key accounts: Role of key account management approaches,” *J. Bus. Res.*, vol. 210, p. 116162, 2026, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2026.116162>.
- [31] M. Cao, “An Advanced Apriori Algorithm Technology to Enhance Sports Data Mining,” *Inf. Resour. Manag. J.*, vol. 37, no. 1, 2024, doi: <https://doi.org/10.4018/IRMJ.361709>.