

SISTEM REKOMENDASI PEMBELIAN PAKET PRODUK PADA TOKO FLAMING TOBACCO MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI

Ivan Kristianto Santoso, Yosep Agus Pranoto, Suryo Adi Wibowo

Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional Malang

Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia

ivankristiantosantoso5@gmail.com

ABSTRAK

Meningkatnya minat konsumen terhadap rokok linting sendiri menciptakan tantangan baru akibat banyaknya pilihan tembakau, filter, dan kertas yang sering membingungkan pembeli. Permasalahan ini juga dialami oleh penjual yang kesulitan memberikan rekomendasi produk yang objektif dan berbasis data, sehingga berpotensi menurunkan kepuasan dan loyalitas pelanggan. Untuk menjawab permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem rekomendasi menggunakan algoritma Apriori. Metode ini dipilih karena mampu menemukan pola asosiasi dari data transaksi historis secara efisien dan sederhana. Penelitian dilakukan melalui tahap pengumpulan data transaksi, pembentukan *itemset*, perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift*, serta penerjemahan aturan asosiasi ke dalam rekomendasi produk. Pengujian dilakukan dengan skenario implementasi sistem rekomendasi berbasis *web* lintas peramban, di mana hasil pengujian menunjukkan algoritma Apriori berhasil menghasilkan aturan asosiasi produk yang signifikan dengan nilai *lift* > 1. Berdasarkan pengujian fungsionalitas metode balckbox, telah diujikan 7 menu dengan hasil 100% memenuhi harapan. Sistem yang dibangun terbukti berjalan stabil dan mendapatkan penerimaan pengguna sebesar 53% terkait antarmuka serta pengalaman pengguna. Dengan demikian, sistem rekomendasi ini berpotensi membantu konsumen dalam menentukan kombinasi produk tembakau, filter, dan kertas secara lebih tepat.

Kata kunci : Algoritma Apriori, Rokok Linting, Sistem Rekomendasi, Tembakau.

1. PENDAHULUAN

Industri rokok linting sendiri atau *roll your own* (RYO) terus mengalami perkembangan seiring meningkatnya minat konsumen terhadap fleksibilitas dalam meracik rokok sesuai preferensi pribadi. Kebebasan memilih tembakau, filter, dan kertas linting memberikan pengalaman merokok yang lebih personal. Namun, di balik fleksibilitas tersebut, baik penjual maupun pembeli sering menghadapi tantangan dalam menentukan kombinasi produk yang ideal [1]

Bagi penjual, keterbatasan dasar data dalam memberikan rekomendasi membuat saran yang diberikan cenderung subjektif dan tidak berbasis pola belanja pelanggan. Hal ini dapat mengurangi efektivitas strategi pemasaran dan berdampak pada kepuasan pelanggan. Sementara itu, bagi pembeli, banyaknya variasi tembakau, filter, dan kertas di pasaran sering kali menimbulkan kebingungan dalam memilih kombinasi yang tepat. Ketidakpastian dalam pengambilan keputusan tersebut berisiko menurunkan pengalaman merokok sesuai preferensi, bahkan loyalitas pelanggan terhadap suatu produk atau merek [1]

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan sistem rekomendasi berbasis data yang mampu membantu dalam menentukan kombinasi produk secara lebih akurat. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah algoritma Apriori. Algoritma ini termasuk dalam teknik data mining yang mampu menemukan pola hubungan antarproduk dari data transaksi historis pelanggan. Dengan pendekatan aturan asosiasi, Apriori dapat mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan

sehingga menghasilkan rekomendasi yang relevan dan sesuai dengan kebiasaan pelanggan.[2]

Algoritma Apriori dipilih karena memiliki sejumlah keunggulan. Pendekatannya sederhana dan mudah dipahami, mampu mengolah *dataset* besar secara efisien, serta fleksibel untuk diimplementasikan tanpa memerlukan struktur data yang kompleks. Keunggulan ini menjadikan Apriori sebagai solusi tepat dalam menganalisis pola pembelian tembakau, filter, dan kertas linting, sekaligus mendukung pengembangan sistem rekomendasi yang dapat meningkatkan kepuasan pelanggan.[3]

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terkait

Toko Surya Elektrik Turen mengalami kesulitan dalam menentukan paket produk yang sering dibeli oleh pelanggan. Dengan menerapkan algoritma Apriori, pola pembelian dari 824 transaksi selama periode 1 Januari – 30 September 2024 dianalisis untuk menemukan hubungan antar produk. Hasil penelitian menunjukkan bahwa peningkatan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* berpengaruh signifikan terhadap kualitas aturan asosiasi yang terbentuk. Meskipun jumlah rekomendasi menurun hingga 80%, kualitas asosiasi meningkat dengan rata-rata *support* naik 35% dan *confidence* naik 32%. Selain itu, penambahan parameter kategori memungkinkan penyaringan produk yang lebih spesifik sehingga menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan. Hal ini menegaskan efektivitas Apriori dalam sistem rekomendasi, tetapi

juga menyoroti keterbatasannya dalam menangani produk yang direkomendasikan secara berulang [4].

Kajian lain membahas penerapan algoritma Apriori untuk membangun sistem rekomendasi paket menu berbasis *website* menggunakan Laravel, dengan tujuan membantu pemilik usaha dalam pengambilan keputusan berbasis data transaksi. Dengan minimum *support* 1%, penelitian ini menemukan 48 item pada 1-itemset yang memenuhi kriteria dan membentuk 59 aturan asosiasi dari 756 transaksi. Analisis menunjukkan bahwa pasangan produk dengan *confidence* tertinggi adalah takjil dan iftar dengan 100%, diikuti oleh kentang goreng dan *choco milk* (18,91%), serta milo dan red velvet (18,18%). Temuan ini membuktikan bahwa Apriori dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian yang menjadi dasar rekomendasi paket menu [5].

Apriori juga telah diterapkan dalam analisis pola penjualan menu makanan di Restoran Sederhana sebagai bagian dari *Market Basket Analysis* (MBA) untuk membantu pengelolaan stok bahan baku dan mendukung pengambilan keputusan bisnis. Data transaksi diolah menggunakan perhitungan *support* dan *confidence* untuk menemukan pola penjualan yang signifikan. Implementasi dilakukan melalui aplikasi berbasis *desktop* yang dikembangkan dengan Visual Studio. Hasil penelitian memperlihatkan bahwa aplikasi ini dapat membantu dalam manajemen persediaan serta mengoptimalkan strategi penjualan [6].

Pendekatan serupa digunakan di Kafe Sakuyan Side, Kota Palangka Raya, dengan tujuan mendukung strategi penjualan melalui pembuatan paket menu dan cross-selling. Data transaksi penjualan dianalisis menggunakan metode data mining untuk menemukan aturan asosiasi pelanggan. Pengujian dengan *lift ratio* pada transaksi dari Maret hingga September 2022, dengan minimum *support* 2% dan minimum *confidence* 5%, menghasilkan 158 aturan asosiasi yang valid. Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori efektif dalam menyusun strategi penjualan berbasis data [7].

Penelitian lain berfokus pada Ayam Presto Cabe Hijo Cabang Medan yang menghadapi ketidakseimbangan penjualan menu dan penumpukan bahan baku. Dengan memanfaatkan data mining, transaksi pelanggan dianalisis guna menemukan pola pembelian yang dapat mendukung strategi promosi. Algoritma Apriori membantu mengidentifikasi kombinasi makanan dan minuman yang sering dibeli bersama serta menu yang kurang diminati, sehingga restoran dapat menyusun promosi paket yang lebih efektif. Temuan ini membuktikan bahwa Apriori mampu meningkatkan penjualan dengan mengoptimalkan strategi promosi berbasis pola transaksi [8].

2.2. Paket Produk

Paket produk (*product bundling*) adalah strategi pemasaran di mana dua atau lebih produk digabungkan

dan ditawarkan sebagai satu kesatuan penjualan. Strategi ini bertujuan untuk memberikan nilai tambah kepada konsumen sekaligus meningkatkan volume penjualan bagi perusahaan. Paket produk dapat berbentuk *pure bundling*, yaitu produk hanya dijual dalam bentuk paket, atau *mixed bundling*, di mana produk bisa dibeli secara terpisah maupun dalam bentuk paket dengan harga lebih menarik[9]

2.3. Sistem Rekomendasi

Sistem rekomendasi merupakan bagian penting dalam sistem informasi modern, khususnya dalam *e-commerce*. Sistem ini dirancang untuk membantu pengguna dalam memilih produk yang sesuai dengan preferensi mereka, dengan menganalisis riwayat pembelian, perilaku masa lalu, serta data demografis. Dalam era digital yang serba personal, sistem rekomendasi memungkinkan toko *online* memberikan pengalaman belanja yang lebih relevan dan efisien melalui personalisasi. Hal ini sangat penting karena toko *online* tidak menyediakan kontak langsung seperti toko fisik, sehingga sistem rekomendasi dapat menjadi jembatan dalam membangun hubungan pelanggan yang lebih dekat dan terarah.[2]

2.4. Data Mining

Data mining adalah proses otomatis untuk menemukan pola atau pengetahuan baru yang berharga dari sejumlah besar data yang tersimpan dalam berbagai sistem penyimpanan. Sering disebut juga *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), proses ini melibatkan pengumpulan dan analisis data historis untuk mengidentifikasi keteraturan dan hubungan yang sebelumnya tidak diketahui. Data mining merupakan bidang interdisipliner yang memanfaatkan konsep dari sistem *database*, data *warehousing*, statistik, *machine learning*, *information retrieval*, dan komputasi tingkat tinggi untuk mengekstrak informasi yang bermakna[10]

2.5. Algoritma apriori

Secara singkat, Algoritma Apriori merupakan algoritma yang menghitung nilai *support* untuk setiap elemen dalam database pada setiap iterasinya. Hanya kumpulan data yang memenuhi batas minimal *support* yang akan dimasukkan sebagai kandidat item yang sering muncul. Untuk meningkatkan efisiensi, algoritma ini menggunakan metode *self-joining* dari iterasi sebelumnya guna mengurangi waktu pencarian kombinasi item yang lebih relevan.[10]

$$\text{Support}(x) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } x}{\text{total transaksi}} \quad (1)$$

Persamaan (1) merupakan rumus menentukan *support*. *Support* adalah suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar dominasi suatu item atau *itemsets* dari keseluruhan transaksi.[7]

$$\text{confidence}(x, y) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } x \text{ dan } y}{\text{support } x} \quad (2)$$

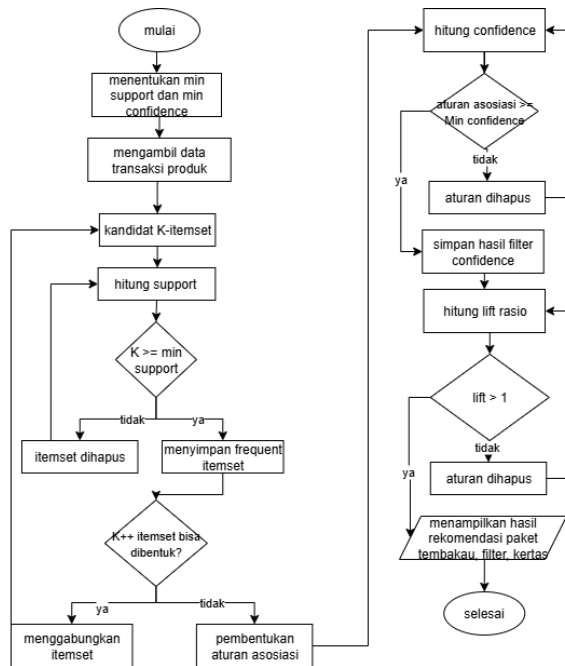
Persamaan (2) merupakan rumus menghitung *confidence*. *Confidence* adalah nilai kepastian yang

menggambarkan kekuatan relasi antar item pada algoritma Apriori.[3]

$$\text{Lift rasio } (x,y) = \frac{\text{confidence } (x,y)}{\text{support } y} \quad (3)$$

Persamaan (3) merupakan rumus menghitung nilai *lift* rasio. *Lift* adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi (association rule) yang telah terbentuk. Nilai *lift* ratio biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid.[7]

Berikut merupakan alu algoritma apriori secara umum :



Gambar 1. Flowchart Algoritma Apriori

Berikut merupakan tahapan tahapan dari algoritma apriori :

- Menentukan Parameter Minimum *Support* & *Confidence*. Sebelum memulai algoritma, ditentukan nilai minimum *support* dan minimum *confidence* sesuai dengan kebutuhan analisis.
- Mengambil data transaksi produk.
- Membentuk kandidat *itemet*, yang selanjutnya kandidat *itemet* tersebut akan dihitung supportnya.
- Jika *support itemet* memenuhi batas minimum maka akan disimpan dan jika tidak maka akan dibuang dan dilakukan pengecekan lagi untuk *itemet* selanjutnya.
- Selanjutnya dari daftar *frequent itemet*, akan dicek apakah dapat membuat kandidat *itemet* selanjutnya? Jika iya maka *frequent itemet* akan digabung dan mulai kembali ke langkah ke-3 hingga *frequent itemet* tidak dapat digabung.
- Dari daftar *frequent itemet*, dibentuklah aturan asosiasi yang lalu akan dihitung *confidencenya*.
- Jika *confidencenya* memenuhi batas minimum maka akan disimpan aturan asosiasi tersebut, jika tidak maka aturan asosiasi tersebut akan dihapus

dan dilakukan pengecekan ke aturan asosiasi berikutnya.

- Selanjutnya aturan asosiasi yang memenuhi batas minimum *confidence* akan dihitung *lift* rasionya, jika *lift* rasio aturan asosiasi lebih dari sama dengan 1 maka akan disimpan jika tidak maka dibuang.
- Aturan asosiasi yang akan ditampilkan sebagai hasil rekomendasi.

2.6. Website

Website adalah sekumpulan halaman yang berisi informasi berbentuk digital. Informasi tersebut bisa berupa teks, gambar, audio, video, animasi atau gabungan dari semuanya.[11]

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan adalah *Market Basket Analysis* dengan menerapkan algoritma Apriori. Metode ini bertujuan untuk menemukan pola asosiasi atau hubungan antar item dalam kumpulan data transaksi dari Toko Flaming Tobacco. Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis untuk mengolah variabel input menjadi variabel output yang diinginkan.

3.1. Alur Penelitian dan Pengolahan Data

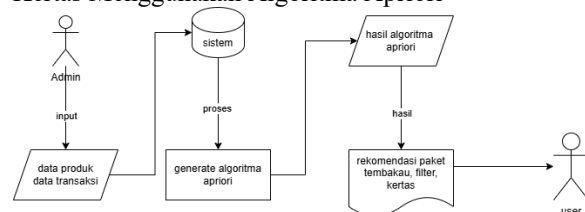
Penelitian ini menggunakan alur yang sistematis, dimulai dari pengumpulan variabel input hingga menghasilkan variabel *output*. Tahap pertama adalah pengumpulan data, di mana data historis transaksi pelanggan yang berisi kombinasi produk (tembakau, filter, dan kertas linting) dikumpulkan dari *database* penjualan.

Selanjutnya, data tersebut memasuki tahap pra-pemrosesan, yaitu dibersihkan dan diubah ke dalam format transaksional yang sesuai untuk dianalisis. Setelah data siap, dilakukan tahap inti yaitu implementasi algoritma Apriori untuk mengolah data tersebut. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan variabel *output*, yaitu aturan asosiasi yang dianggap valid dan signifikan (memenuhi syarat minimum *confidence* dan memiliki *lift ratio* > 1). Adapun tahapan rinci dari algoritma Apriori akan dijelaskan pada sub-bab 3.5.

Terakhir, pada tahap penyajian hasil, aturan-aturan valid ini diinterpretasikan untuk disajikan sebagai rekomendasi paket produk kepada pengguna.

3.2. Blok sistem

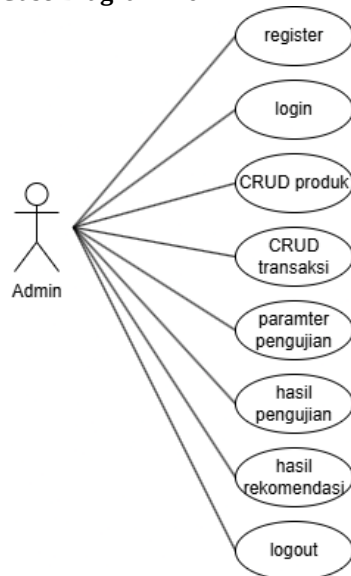
Berikut merupakan diagram blok dari "Sistem Rekomendasi Pembelian Paket Tembakau, Filter, Dan Kertas Menggunakan Algoritma Apriori"



Gambar 2. Desain sistem

Pada gambar 2 menunjukan alur kerja sistem rekomendasi pembelian paket tembakau, filter, dan kertas menggunakan algoritma Apriori. Sistem dimulai dengan input data produk dan transaksi yang dilakukan oleh Admin, yang kemudian disimpan dalam sistem untuk dianalisis lebih lanjut. Pengguna (*User*) akan menginputkan produk yang ingin mereka beli, yang kemudian diproses oleh sistem. Berdasarkan *input* tersebut, sistem akan menjalankan algoritma Apriori untuk menganalisis pola-pola pembelian yang sering terjadi dalam data historis, dengan tujuan untuk menghasilkan kombinasi produk yang relevan dan sering dibeli bersamaan.

3.3. Use Case Diagram Admin

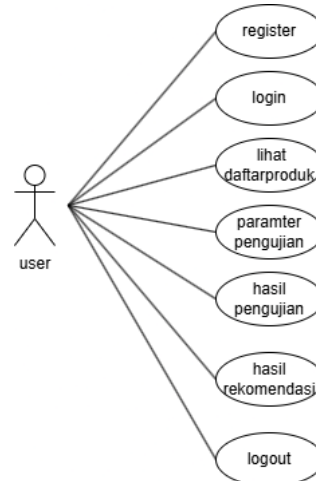


Gambar 3. Use Case Admin

Gambar 3 merupakan diagram *use case* yang menggambarkan interaksi seorang "Admin" dengan sistem. Admin memiliki kewenangan untuk melakukan registrasi pengguna baru dan login ke dalam sistem. Selain itu, Admin dapat mengelola data produk dan transaksi melalui operasi CRUD (*Create, Read, Update, Delete*), serta mengatur parameter pengujian, melihat hasil pengujian, dan melihat hasil rekomendasi, sebelum akhirnya dapat melakukan *logout* dari sistem.

3.4. Use Case Diagram User

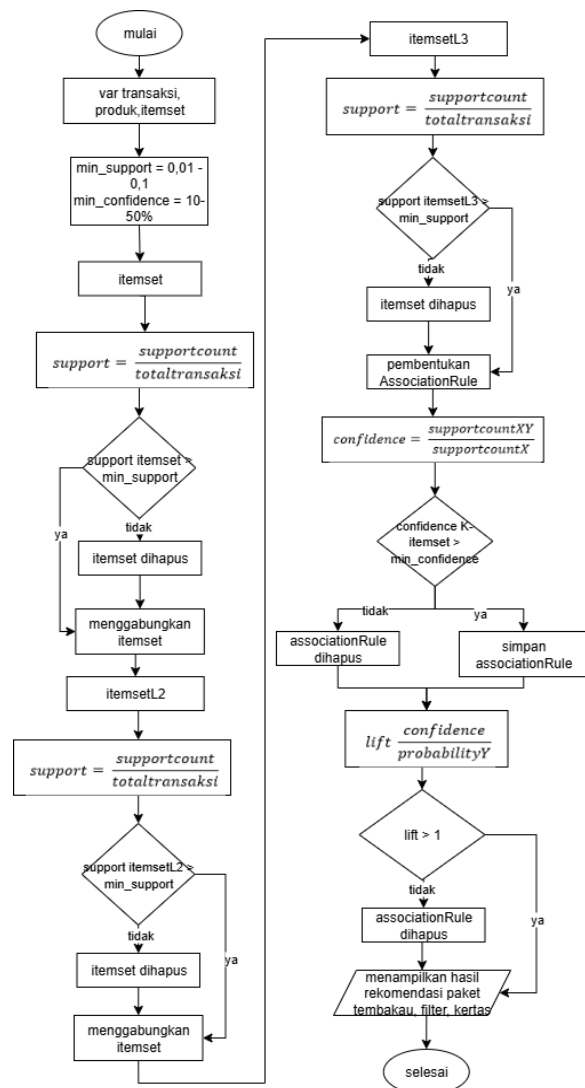
Gambar 4 merupakan diagram *use case* yang menunjukkan interaksi seorang "user" dengan sistem. *User* dapat melakukan "register" untuk membuat akun baru dan kemudian "login" untuk mengakses fungsionalitas sistem. Setelah masuk, user memiliki akses untuk "lihat daftar produk", memasukkan "paramter pengujian", melihat "hasil pengujian", serta melihat "hasil rekomendasi", dan terakhir dapat melakukan "logout".



Gambar 4. Use Case Diagram User

3.5. Flowchart Algoritma Apriori Sistem Rekomendasi Paket Produk

Gambar di bawah ini merupakan alur algoritma apriori pada sistem rekomendasi pembelian paket pada toko flaming tobacco



Gambar 5. Flowchart algoritma apriori pada sistem

Berikut merupakan penjelasan tahapan apriori pada sistem rekomendasi produk :

Tahap 1: Inisialisasi dan Pencarian Frequent 1-Itemset

1. Mulai: Proses algoritma diawali.
2. Inisialisasi Variabel: Sistem menyiapkan variabel yang dibutuhkan, seperti data transaksi, produk, dan *itemet*.
3. Penetapan Parameter: Nilai ambang batas (*threshold*) ditentukan, yaitu: *min_support* (minimum support) antara 0,01 hingga 0,1 (1% - 10%). *min_confidence* (minimum confidence) antara 10% hingga 50%.
4. Identifikasi 1-Itemet: Sistem mengidentifikasi semua item unik dari seluruh transaksi untuk dijadikan kandidat 1-*itemet*.
5. Perhitungan Support 1-Itemet: Nilai *support* untuk setiap kandidat 1-*itemet* dihitung dengan rumus :

$$support = \frac{supportcount}{totaltransaksi} \quad (4)$$

Di mana *Support Count* adalah jumlah transaksi yang memuat item tersebut.

6. Filter Support 1-Itemet: Setiap item diperiksa. Jika nilai *support itemet* lebih besar atau sama dengan *min_support*, item tersebut dianggap *frequent* dan disimpan. Jika tidak, *itemet* dihapus.

Tahap 2: Pencarian Frequent 2-Itemet

7. Penggabungan Itemet: *Frequent 1-itemet* yang lolos dari tahap sebelumnya digabungkan satu sama lain untuk membentuk kandidat 2-*itemet*.
8. Identifikasi 2-Itemet (*itemetL2*): Hasil penggabungan ini menjadi himpunan kandidat 2-*itemet* (*itemetL2*).
9. Perhitungan Support 2-Itemet: Nilai *support* dihitung untuk setiap kandidat 2-*itemet* dengan rumus yang sama pada persamaan (3.1)
10. Filter Support 2-Itemet: Proses penyaringan kembali dilakukan. Jika *support itemetL2* lebih besar atau sama dengan *min_support*, *itemet* tersebut disimpan. Jika tidak, *itemet* dihapus.

Tahap 3: Pencarian Frequent 3-Itemet

11. Penggabungan Itemet: *Frequent 2-itemet* yang lolos filter digabungkan untuk membentuk kandidat 3-*itemet*.
12. Identifikasi 3-Itemet (*itemetL3*): Hasil penggabungan menjadi himpunan kandidat 3-*itemet* (*itemetL3*).
13. Perhitungan dan Filter Support 3-Itemet: Proses perhitungan dan filter *support* sekali lagi dilakukan untuk *itemetL3*. *Itemet* yang tidak memenuhi *min_support* akan dihapus. Pada titik ini, pencarian *frequent itemet* selesai.

Tahap 4: Pembentukan dan Penyaringan Aturan Asosiasi

14. Setelah semua *frequent itemet* (tingkat 1, 2, dan 3) ditemukan, proses dilanjutkan untuk membuat aturan rekomendasi.
15. Pembentukan Aturan Asosiasi: Sistem membentuk aturan asosiasi (misal: "Jika membeli A, maka

membeli B") dari *frequent itemet* yang telah ditemukan (terutama dari *itemetL2* dan *itemetL3*).

16. Perhitungan Confidence: Nilai *confidence* untuk setiap aturan dihitung dengan rumus:

$$confidence = \frac{supportcountXY}{supportcountX} \quad (5)$$

Ini mengukur seberapa sering item Y dibeli ketika item X sudah dibeli.

17. Filter Confidence: Aturan yang nilai *confidence*-nya lebih besar dari *min_confidence* akan disimpan (simpan *associationRule*). Jika tidak, *associationRule* dihapus.

18. Perhitungan Lift Ratio: Untuk aturan yang lolos, nilai *lift ratio* dihitung dengan rumus:

$$lift = \frac{confidence}{probabilityY} \quad (6)$$

Di mana *Probability(Y)* adalah nilai *Support(Y)*. *Lift* mengukur kekuatan hubungan antara item dalam aturan.

19. Filter Lift Ratio: Hanya aturan yang memiliki nilai *lift* > 1 yang akan dipertahankan. Nilai ini menunjukkan bahwa hubungan antar item bersifat positif (bukan kebetulan). Jika tidak, *associationRule* dihapus.

20. Penampilan Hasil: Aturan asosiasi final yang telah lolos semua filter ditampilkan sebagai hasil rekomendasi paket produk tembakau, filter, dan kertas.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Implementasi perhitungan

Dalam proses algoritma apriori, terdapat beberapa proses. Dimulai dengan menentukan parameter *support* dan *confidence*, setelah itu mengidentifikasi *itemet* yang memenuhi ambang batas *support* dan *confidence* tersebut. Setelah itu menghitung nilai *confidence* dan *lift* untuk mengukur kekuatan hubungan antar produk.

- a. Penentuan parameter *support* dan *confidence*
Pada tahap pertama ini kita menentukan parameter minimum *support* dan *confidence*. Dalam perhitungan ini terdapat 3.617 transaksi, nilai minimum *support* yang akan kita terapkan adalah 0,065 sedangkan untuk nilai minimum *confidence* sebesar 50%.
- b. Hitung *support* semua kandidat
Setelah kita menentukan parameter, sekarang kita akan menghitung *support* semua kandidat,

Tabel 1. Perhitungan support 1 itemet

No	nama_produk	Support	TRUE/FALSE
1	linting jambu	0,0417	FALSE
2	linting apel	0,0478	FALSE
3	linting mangga	0,0608	FALSE
4	linting purple	0,0509	FALSE
5	gayo	0,185	TRUE
...			
31	kertas victory	0,0921	TRUE

Pada Tabel 1 merupakan hasil perhitungan kandidat 1 *itemet*, terdapat 31 produk dan hanya 12 produk yang lolos.

Tabel 2. Perhitungan support 2 itemet

No	nama_produk	support	true/false
1	gayo + reguler	0,1388	TRUE
2	gayo + mild	0,0066	FALSE
3	gayo + klik semangka	0,0066	FALSE
4	gayo + klik apel	0,0066	FALSE
5	gayo + buffalo	0,1443	TRUE
...			
47	klik apel + kertas victory	0,008	FALSE

Pada Tabel 2 merupakan hasil perhitungan kandidat 2 *itemet*, terdapat 47 kombinasi produk dan yang lolos terdapat 7 kombinasi produk.

Tabel 3. Perhitungan 3 itemet

No	nama_produk	support	true/false
1	gayo + reguler + buffalo	0,1194	TRUE
2	surya + klik semangka + buffalo	0,1134	TRUE

Pada Tabel 3 merupakan hasil perhitungan kandidat 3 *itemet*, terdapat 2 kombinasi produk dan yang lolos terdapat 2 kombinasi produk.

Tabel 4. Perhitungan nilai confidence

No	itemet	support itemet	support produk pemicu	confidence
1	Gayo + reguler	0,1388	0,185	75,03
2	Gayo + buffalo	0,1443	0,185	78,00
3	Surya + klik semangka	0,1393	0,1886	73,86
...				
9	Surya + klik semangka, buffalo	0,1134	0,1886	60,13

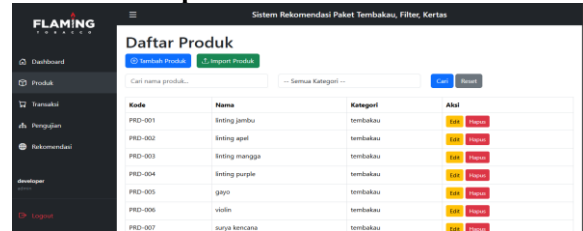
Pada Tabel 4 merupakan hasil perhitungan *confidence* dari 9 kombinasi 2 dan 3 *itemet*.

Tabel 5. Perhitungan lift rasio

No	itemet	lift
1	Gayo + reguler	3,86
2	Gayo + buffalo	2,11
3	Surya + klik semangka	3,83
4	Surya + buffalo	1,67
5	Sampoerna + mild	4,08
...		
9	Surya + klik semangka, buffalo	4,51

Pada Tabel 5 merupakan tabel hasil perhitungan nilai *lift* rasio, dimana *lift* rasio meruakan menentukan validitas aturan asosiasi.

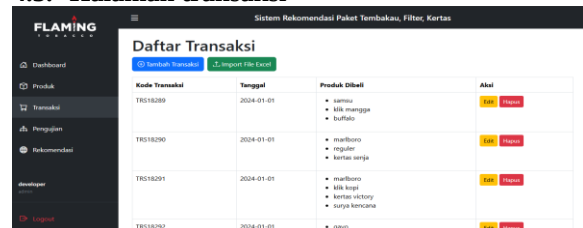
4.2. Halaman produk



Gambar 6. Halaman Produk

Halaman produk memiliki fitur untuk menambah, mengurangi, menghapus, dan *import* data produk.

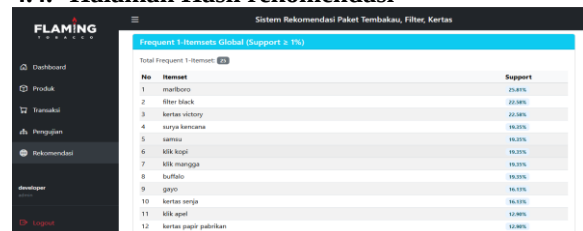
4.3. Halaman transaksi



Gambar 7. Halaman Transaksi

Halaman transaksi memiliki fitur untuk menambah, mengurangi, menghapus, dan *import* data transaksi.

4.4. Halaman Hasil rekomendasi



Gambar 8. Halaman Hasil Rekomendasi

Halaman hasil rekomendasi berfungsi untuk menampilkan hasil rekomendasi produk berdasarkan algoritma apriori.

4.5. Pengujian fungsionalitas

Pengujian fungsionalitas pada sistem rekomendasi ini dilakukan menggunakan metode *blackbox testing*. Metode ini berfokus pada pemeriksaan kesesuaian antara input yang diberikan pengguna dan *output* yang dihasilkan sistem, tanpa memperhatikan proses logika internal atau struktur kode program. Alasan penggunaan metode *blackbox* adalah karena pengujian ini lebih menekankan pada fungsi akhir sistem yang langsung dirasakan oleh pengguna, sehingga dapat memastikan bahwa setiap fitur berjalan sesuai kebutuhan.

Skenario pengujian disusun berdasarkan alur penggunaan sistem secara riil, baik dari sisi admin maupun *user*. Setiap skenario mendeskripsikan aktivitas yang dilakukan pengguna, *input* yang dimasukkan ke sistem, serta *output* yang diharapkan.

Tabel 6. Pengujian fungsionalitas

No	Menu	Aktifitas pengujian	Hasil harapan	status
1	Register	Memasukkan nama, email, dan password	Mengarahkan ke menu login	✓
2	Login	Memasukkan email dan password	Sistem memberikan akses ke halaman dasbor	✓
3	Dasbor	Membuka halaman dashboard	Menampilkan informasi produk, transaksi, rekomendasi	✓
4	Produk	Buat produk	Dapat membuat produk	✓
		Ubah produk	Dapat mengubah data produk	✓
		Hapus produk	Dapat menghapus data produk	✓
		Import produk	Dapat import data produk dari excel	✓
5	transaksi	Buat transaksi	Dapat membuat transaksi	✓
		Ubah transaksi	Dapat mengubah data transaksi	✓
		Hapus transaksi	Dapat menghapus data transaksi	✓
		Import transaksi	Dapat mengimport data transaksi dari excel	✓
6	Pengujian	Input parameter	Dapat menginputkan nilai parameter	✓
		Lihat hasil pengujian	Dapat melihat hasil pengujian	✓
7	Rekomendasi	Membuka halaman rekomendasi	Dapat melihat hasil rekomendasi	✓

Pada Tabel 6 pengujian fungsionalitas dengan metode *blackbox*, diujikan 7 menu seperti yang tertera pada tabel dengan hasil 100% memenuhi harapan.

4.6. Pengujian metode

Pengujian metode dilakukan untuk memastikan keakuratan perhitungan algoritma Apriori pada sistem. Perbandingan hasil dilakukan antara sistem dan perhitungan manual di *Excel*, meliputi *support*, *confidence*, dan *lift*. *Excel* dijadikan acuan karena perhitungannya mengikuti rumus dasar Apriori. Jika hasil keduanya sesuai, maka implementasi algoritma pada sistem dinyatakan benar; jika berbeda, dilakukan penelusuran untuk menemukan penyebabnya.

Tabel 7. Hasil perbandingan nilai support

No	itemet	Ms Excel	Sistem	Error relatif
1	Gayo	0,185	0,185	0%
2	Surya	0,1886	0,1886	0%
3	Sampoerna	0,1814	0,1814	0%
...				
10	Surya + Klik semangka, buffalo	0,1134	0,1134	0%

Pada Tabel 7 Dapat dilihat bahwa nilai *support* pada sistem dan *excel*. Dan didapati bahwa nilai error relative 0%, yang menandakan bahwa akurasi perhitungan sistem bernilai 100%.

4.7. Pengujian user

Tabel 10. Pengujian user

No	Pertanyaan	Setuju	Cukup	Tidak setuju
1	apakah tampilan antarmuka sistem ini menarik dan mudah dipahami	4	6	0
2	Apakah hasil rekomendasi sistem sesuai dengan produk yang biasa Anda beli	3	5	2
3	Apakah rekomendasi ini memperkenalkan produk atau kombinasi baru yang menurut Anda menarik untuk dicoba?	5	5	0
4	Saya bersedia membeli paket yang direkomendasikan oleh sistem ini	2	6	2
5	Secara keseluruhan, apakah sistem rekomendasi ini membantu Anda dalam menentukan pilihan paket produk?	2	7	1
	Total	28	40	7
	Persentase total	37%	53%	9%

Tabel 8. Hasil perbandingan nilai confidence

No	itemet	Ms Excel	Sistem	Error relatif
1	Gayo + Regular	75,04	75,04	0%
2	Gayo + Buffalo	78,03	78,03	0%
3	Surya + Klik semangka	73,9	73,9	0%
...				
10	R mild + Buffalo	41,62	41,62	0%

Pada Tabel 8 merupakan tabel perhitungan nilai *confidence* sistem dengan *excel* dan didapat nilai *error* sebesar 0%. Hal ini membuktikan bahwa perhitungan sistem memiliki akurasi sebesar 100%.

Tabel 9. Hasil perbandingan nilai lift

No	itemet	Ms Excel	Sistem	Error relatif
1	Gayo + Regular	3,86	3,86	0%
2	Gayo + Buffalo	2,11	2,11	0%
3	Surya + Klik semangka	3,83	3,84	0%
...				
10	R mild + Buffalo	1,13	1,13	0%

Pada Tabel 9 merupakan tabel hasil perbandingan nilai *lift* pada sistem dengan *excel*, dan didapatkan nilai error 0%. Hal ini membuktikan bahwa akurasi sistem didapatkan nilai 100%.

Pengujian *user* dilakukan terhadap 10 *responden* dengan tujuan mengevaluasi antarmuka serta pengalaman penggunaan sistem. Responden diminta untuk menjawab beberapa pertanyaan terkait kemudahan navigasi, kejelasan informasi, tampilan antarmuka, dan kepuasan penggunaan secara keseluruhan. Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada Tabel 10, sebagian besar *responden* memberikan penilaian positif sehingga menghasilkan persentase total sebesar 53%. Hal ini menunjukkan bahwa sistem sudah cukup baik dalam aspek tampilan dan pengalaman pengguna.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma Apriori untuk menganalisis pola pembelian produk tembakau, filter, dan kertas linting sehingga menghasilkan aturan asosiasi yang dapat dijadikan dasar dalam pengembangan sistem rekomendasi. Sistem yang dibangun mampu memberikan saran produk secara otomatis berdasarkan data transaksi pelanggan, dengan tujuan meningkatkan relevansi rekomendasi sesuai kebiasaan pembelian. Hasil pengujian fungsionalitas menggunakan metode *balckbox*, telah diujikan 7 menu dan didapatkan hasil 100% memenuhi harapan. Pada pengujian metode, perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang dibandingkan dengan perhitungan manual di *Excel* menghasilkan tingkat kesalahan 0%, sehingga implementasi algoritma pada sistem dapat dinyatakan akurat. Sementara itu, uji pengguna terhadap 10 responden menunjukkan bahwa antarmuka dan pengalaman penggunaan dinilai cukup baik, dengan tingkat kepuasan mencapai 62%. Hal ini membuktikan bahwa sistem rekomendasi yang dikembangkan telah mampu berfungsi sesuai tujuan penelitian dan memberikan manfaat dalam mendukung strategi penjualan maupun personalisasi layanan.

Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa hal yang dapat menjadi masukan untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, sistem dapat dikombinasikan dengan metode lain agar rekomendasi tidak hanya bergantung pada data transaksi, tetapi juga mempertimbangkan informasi tambahan seperti deskripsi produk. Kedua, pemanfaatan algoritma lain yang lebih efisien dalam mengolah dataset berukuran besar perlu dipertimbangkan agar sistem memiliki kinerja yang lebih optimal. Dengan pengembangan tersebut, diharapkan sistem rekomendasi dapat memberikan hasil yang lebih relevan, akurat, dan mampu menangani kebutuhan pengguna pada skala yang lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mukharomah Mukharomah, 'Faktor- Faktor Yang Mempengaruhi Keputusan Pembelian Di Toko Tembakau Nusantara Melalui Word Of Mouth', Sep. 2023.
- [2] Yaya Suharya, 'SISTEM REKOMENDASI UNTUK TOKO ONLINE KECIL DAN MENENGAH', Dec. 2021.
- [3] E. Alma, E. Utami, and F. Wahyu Wibowo, 'Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online Implementation of Apriori Algorithms for Product Recommendations at Online Stores', *Citec Journal*, vol. 7, no. 1, 2020.
- [4] N. A. Hibnastiar, A. F. Setiawan, and E. H. Susanto, 'Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk', *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 1, pp. 321–331, Jan. 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i1.1782.
- [5] R. Putra Aditya, N. Wanti Wulan Sari, and S. Informasi, 'IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI UNTUK REKOMENDASI PAKET MENU PADA CAFE ABC BERBASIS WEBSITE IMPLEMENTATION OF APRIORI ALGORITHM FOR MENU PACKAGE RECOMMENDATIONS AT CAFE ABC BASED ON WEBSITES', vol. 11, no. 2, 2023.
- [6] R. Abizal and Y. Syahra, 'Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menganalisis Pola Penjualan Pada Restoran Sederhana', *Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD*, vol. 5, no. 1, pp. 76–82, 2022, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/>
- [7] T. Kurniana, A. Lestari, and E. D. Oktaviyani, 'Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan Berbasis Web pada Cafe Sakuyan Side', 2023.
- [8] L. Marsaulina Napitupulu, M. Zunaidi, V. Winda Sari, S. Informasi, and S. Triguna Dharma, 'Implementasi Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Dalam Menetapkan Paket Menu Yang Akan Dipromosikan', vol. 3, no. 2, pp. 342–351, 2024, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi>
- [9] S. Sumirat and Y. Ramdhani, 'Implementasi Algoritma Fp-Growth Untuk Penentuan Paket Hemat Produk Skincare', vol. 2, no. 2, 2021.
- [10] P. Delima Sitanggang, 'ALGORITMA APRIORI', Medan, 2023.
- [11] D. Abner, J. Gerung, and D. Redaksi, 'Perancangan Sistem Informasi Point of Sale Berbasis Website pada Toko Arpan Electric', 2022.