



Application of Apriori Algorithm for Product Bundle Recommendations

Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Rekomendasi Paket Produk

Nur Aria Hibnastiar^{1*}, Ahmad Fahrudi Setiawan², Eko Heri Susanto³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional Malang, Indonesia

E-Mail: ¹nurhibnastiar1@gmail.com, ²fahrudi.itn@gmail.com, ³ekoheris@lecturer.itn.ac.id

Received Oct 23th 2024; Revised Dec 17th 2024; Accepted Dec 28th 2024; Available Online Jan 9th 2025, Published Jan 26th 2025

Corresponding Author: Nur Aria Hibnastiar

Copyright © 2025 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Surya Elektrik Turen Store in Malang Regency has difficulty in determining the product packages that are usually purchased by consumers. To solve this problem, this study uses Apriori to identify patterns of relationships between products and transaction data. This algorithm has proven effective in finding products that are often purchased together, but cannot be applied directly to recommend product packages because there are products that are recommended repeatedly. Therefore, to produce more relevant recommendations, this study adds category parameters to limit the same or repeated relationship patterns. The results of the study show that increasing the minimum support and minimum confidence parameter values has a significant effect on the association rules formed. There is a decrease in the number of recommendations by 80% from the minimum support test of 0.06 and minimum confidence 0.6 with minimum support 0.1 and minimum confidence 0.8. but experienced an increase in the average support value of 35% and an increase in the average confidence value of 32%. The number of recommendations made decreased, but the quality of the associations formed increased. In addition, the addition of category parameters to the Apriori algorithm affects the number of recommendations generated. Where the combination of 4-itemsets with the categories of Lamps, Cables, Fittings and Sockets produces 1 matching recommendation with an average support of 0.056 and an average confidence of 0.529.

Keyword: Apriori Algorithm, Confidence, Data Mining, Electrical Store, Product, Recommendation

Abstrak

Toko Surya Elektrik Turen di Kabupaten Malang mengalami kesulitan untuk menentukan paket produk yang biasa dibeli oleh konsumen. Untuk menyelesaikan masalah ini, penelitian ini menggunakan Apriori untuk mengidentifikasi pola hubungan antara produk dan data transaksi. Algoritma ini terbukti efektif dalam menemukan produk yang banyak dibeli bersama, tetapi tidak dapat diaplikasikan secara langsung untuk merekomendasikan paket produk karena terdapat produk yang direkomendasikan berulang kali. Oleh karena itu, untuk menghasilkan rekomendasi yang lebih relevan, penelitian ini menambahkan parameter kategori untuk membatasi pola hubungan yang sama atau berulang. Hasil penelitian menunjukkan Peningkatan nilai parameter minimum *support* dan minimum *confidence* berpengaruh signifikan terhadap aturan asosiasi yang terbentuk. Terdapat penurunan jumlah rekomendasi sebesar 80% dari pengujian minimum *support* 0.06 dan minimum *confidence* 0.6 dengan minimum *support* 0.1 dan minimum *confidence* 0.8. tetapi mengalami peningkatan nilai rata rata *support* sebesar 35% dan peningkatan rata rata nilai *confidence* sebesar 32%. Jumlah rekomendasi yang dibuat berkurang, tetapi kualitas asosiasi yang terbentuk meningkat. Selain itu penambahan parameter kategori pada algoritma Apriori mempengaruhi jumlah rekomendasi yang dihasilkan. Dimana kombinasi 4-*itemset* dengan kategori Lampu, Kabel, *Fitting* dan *Stop* Kontak menghasilkan 1 rekomendasi yang cocok dengan rata rata *support* sebesar 0.056 dan rata-rata *confidence* 0.529.

Kata Kunci: Algoritma Apriori, *Confidence*, Data Mining, Produk, Rekomendasi, Toko Elektrik

1. PENDAHULUAN

Bisnis dari semua ukuran, mulai dari kecil hingga menengah hingga besar, saat ini menghadapi kompetisi yang semakin sengit setiap tahunnya [1]. Salah satu sektor yang menghadapi persaingan ketat ini adalah industri ritel, yang merupakan kegiatan bisnis di mana barang dan jasa dijual kepada pelanggan [2].

Khususnya di sektor ritel elektronik, yang semakin ketat dan terpengaruh oleh perilaku konsumen yang berubah-ubah, seperti yang ditunjukkan oleh maraknya toko ritel yang bermunculan [3].

Salah satunya terdapat pada Toko Surya Elektrik Turen di Kabupaten Malang, yang mengalami kesulitan untuk menentukan paket produk yang sering dibeli oleh pelanggan. Untuk menghadapi masalah ini, adalah dengan melihat data transaksi harian yang berubah seiring waktu. Data transaksi ini dapat menawarkan informasi tentang barang-barang yang sering dibeli bersama [4], yang nantinya dapat digunakan untuk merancang paket produk yang lebih sesuai dengan data penjualan yang ada. Untuk memperoleh pola penjualan yang lebih efektif, analisis data transaksi diperlukan. Metode data mining dapat digunakan untuk melakukan proses ini, yang menggali pola-pola yang terdapat dalam database untuk mengubah data menjadi informasi yang lebih bernilai [5]. Dengan kebutuhan untuk menganalisis pola hubungan antar produk, algoritma Apriori menjadi pilihan yang tepat [6]. Algoritma ini akan menemukan aturan asosiasi jika memenuhi batas nilai *support* dan *confidence* [7]. Selain itu, Apriori memungkinkan untuk memperoleh wawasan berharga dengan menganalisis data transaksi pelanggan [8].

Penelitian oleh Ani Pitria et al. membahas masalah penentuan paket menu secara manual di restoran. Penelitian ini bertujuan memanfaatkan algoritma Apriori untuk mengembangkan sistem rekomendasi paket menu. Hasilnya menunjukkan algoritma ini efektif, dengan nilai lift rasio signifikan sebesar 3,64, sehingga membantu mengidentifikasi paket menu yang lebih menarik bagi konsumen [9]. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Trifena et al menunjukkan hasil bahwa algoritma Apriori dapat digunakan untuk mengidentifikasi paket bundel berdasarkan data penjualan di toko swalayan XYZ. Penelitian ini menghasilkan bahwa sebagian besar pelanggan yang membeli makanan juga membeli Air Mineral, dengan keyakinan tertinggi sebesar 51,7% dan lift sebesar 2,2% [10]. Penelitian oleh Aditya et al. membahas analisis data penjualan untuk menemukan pola hubungan antar produk. Dengan metode Apriori, penelitian ini menghasilkan *itemset* yang sering dibeli bersama maksimal lima kombinasi, menggunakan nilai minimum *support* 8% dan minimum *confidence* 60% [11].

Penelitian yang dilakukan oleh Muhammad et al. mengangkat masalah ketidakpastian dalam pemilihan produk untuk paket promosi. Dengan menerapkan algoritma Apriori pada 600 data transaksi, penelitian ini bertujuan untuk menentukan produk yang tepat untuk dimasukkan ke dalam bundle promosi. Hasilnya, ditemukan empat aturan yang menghubungkan produk dalam bundle promosi dengan *support* rate 0,05% hingga 0,06% dan minimum *confidence* 75% [12]. Penelitian Supriadi et al. mengatasi stagnasi penjualan di Toko Caringin akibat persaingan bisnis yang ketat dengan menerapkan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian yang dapat meningkatkan penjualan. Hasilnya, algoritma Apriori menemukan asosiasi antara pembelian gula dan kopi dengan *confidence* 65% serta lift 3,9, dan antara pembelian telur dan mie instan dengan *confidence* 61% serta lift 2,8. Temuan ini menunjukkan efektivitas algoritma Apriori dalam merancang strategi pemasaran berbasis pola pembelian [13].

Penelitian oleh Arinal et al. membahas stagnasi penjualan di CIRCLE'K akibat kurangnya analisis transaksi. Tujuannya untuk meningkatkan penjualan dan mengurangi produk yang tidak terjual dengan algoritma Apriori. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi pola pembelian dan menghasilkan tujuh aturan asosiasi dengan *support* 50% dan *confidence* 60%, yang dapat meningkatkan pengelolaan stok dan promosi produk [14]. Penelitian oleh Sitanggang et al. Mengkaji kesulitan pelanggan dalam memilih paket pernikahan di SM Wedding Decoration. Tujuan penelitian ini adalah memberikan rekomendasi paket menggunakan algoritma Apriori untuk meningkatkan penjualan. Hasil penelitian menunjukkan kombinasi paket Photographer dan Documentation dan MUA → Deluxe mencakup 44% dari total transaksi [15]. Penelitian oleh Noviyanti et al. bertujuan memberikan rekomendasi pola penjualan untuk strategi produk pakaian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori dengan *support* minimal 15% dan *confidence* minimal 50% berhasil menemukan pola terbaik, yaitu kombinasi 2 produk dengan 10 pola dan kombinasi 3 produk dengan 3 pola utama pada Toko Alys Studio [16].

Penelitian sebelumnya oleh Syahri et al. mengangkat masalah penjualan yang tidak efektif di Kedai Warung Jambu, di mana beberapa produk tidak laku dan menyebabkan kehilangan pelanggan. Keunggulan penelitian ini adalah penggunaan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian, dengan hasil menemukan asosiasi produk dengan *confidence* tertinggi 98,182% pada 3 *itemset* [17]. Penelitian oleh Sofinar et al. mengangkat masalah penjualan Kamalia Lipmatte yang rendah. Tujuannya adalah memberi rekomendasi paket lipstik untuk meningkatkan penjualan dan manajemen stok. Kelebihannya terletak pada penggunaan algoritma Apriori untuk menemukan asosiasi produk. Hasilnya, ditemukan asosiasi pembelian antara varian *soft pink* dan *soft brown* (*confidence* 28,16%), serta antara varian *fierce red* dan *soft pink* (*confidence* 31,10%) [18].

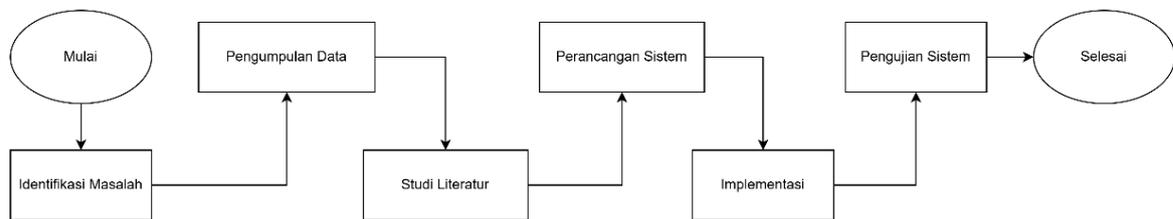
Dari uraian penelitian di atas, dapat disimpulkan bahwa sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi pola pembelian atau menentukan paket produk dalam berbagai industri, seperti restoran, toko pakaian, swalayan, dan layanan pernikahan. Penelitian-penelitian tersebut bertujuan untuk meningkatkan penjualan, mengelola stok, serta memberikan rekomendasi paket produk berdasarkan asosiasi antar item yang sering dibeli bersama. Namun, perbedaan utama antara penelitian ini dengan penelitian-penelitian sebelumnya terletak pada fokusnya yang lebih spesifik pada toko

elektronik. Selain itu menunjukkan bahwa algoritma Apriori berhasil menemukan pola hubungan antar produk dalam data transaksi. Namun, hasil dari algoritma Apriori belum dapat digunakan secara langsung untuk menentukan rekomendasi paket produk, karena masih memungkinkan terjadinya paket dengan produk dan jenis yang sama. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengatasi masalah ini dengan memasukkan algoritma Apriori ke dalam sistem berbasis web yang memiliki parameter tambahan yaitu kategori. Diharapkan dengan penambahan parameter ini, algoritma Apriori dapat mengurangi terjadinya paket yang mengandung produk dan jenis yang serupa.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini, algoritma Apriori digunakan untuk mempelajari data transaksi pelanggan di Toko Surya Elektrik Turen. Tujuannya adalah untuk mengetahui apa yang sering dibeli secara bersamaan. Informasi produk, kategori barang, dan transaksi termasuk dalam data yang dianalisis. Dalam data mining, algoritma Apriori adalah salah satu teknik aturan asosiasi yang digunakan untuk menemukan hubungan antara berbagai atribut. Metode ini juga disebut sebagai analisis basket pasar atau analisis afinitas[8].

Metode ini digunakan untuk menemukan hubungan antara produk di Toko Surya Elektrik Turen. Hasilnya akan menjadi dasar untuk memberikan rekomendasi paket produk. Setelah mengidentifikasi hubungan antar produk, langkah berikutnya adalah menghitung nilai *support*, *confidence*, dan *lift* dari setiap kombinasi produk yang ditemukan. Kombinasi produk dengan nilai *support* dan *confidence* yang tinggi akan diprioritaskan untuk direkomendasikan sebagai paket produk. Alur penelitian yang akan diterapkan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah adalah langkah awal dalam penelitian yang bertujuan untuk mendefinisikan masalah yang ada serta membuatnya dapat diukur dan diuji. Dalam penelitian ini, permasalahan yang diangkat adalah kesulitan Toko Surya Elektrik Turen dalam menentukan rekomendasi paket produk yang sering dibeli bersama. Dengan mengidentifikasi masalah ini, penelitian bertujuan untuk memberikan solusi berupa sistem rekomendasi yang dapat memudahkan toko dalam menyusun paket produk berdasarkan pola pembelian pelanggan.

2.2. Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, peneliti mengumpulkan data dari Toko Surya Elektrik Turen, yang mencakup 824 transaksi dari 1 Januari 2024 hingga 30 September 2024. Peneliti dapat mendapatkan data tentang pola pembelian pelanggan yang akurat dan representatif dengan menggunakan teknik dokumentasi ini. Data ini akan digunakan untuk analisis lebih lanjut dalam penelitian ini.

2.3. Perancangan Sistem

2.3.1 Arsitektur Sistem

Terdapat tiga komponen yang terdapat pada arsitektur sistem diantaranya terdapat Input, proses dan output. Pada tabel 1 terdapat arsitektur sistem yang dimulai dari input. Input merupakan data awal yang digunakan untuk mulai proses rekomendasi. Bagian proses, sistem akan melalui tahap menghitung frekuensi produk dan kombinasi produk lalu menentukan kandidat pertama, kedua, ketiga dan seterusnya dengan menggunakan minimum *support*, yang terakhir yaitu penetapan aturan asosiasi dengan menggunakan nilai presentase ke akuratan hubungan produk. Lalu pada bagian output akan menghasilkan rekomendasi paket produk yang sering dibeli bersama berdasarkan data transaksi yang ada dan menampilkan proses dari algoritma apriorinya.

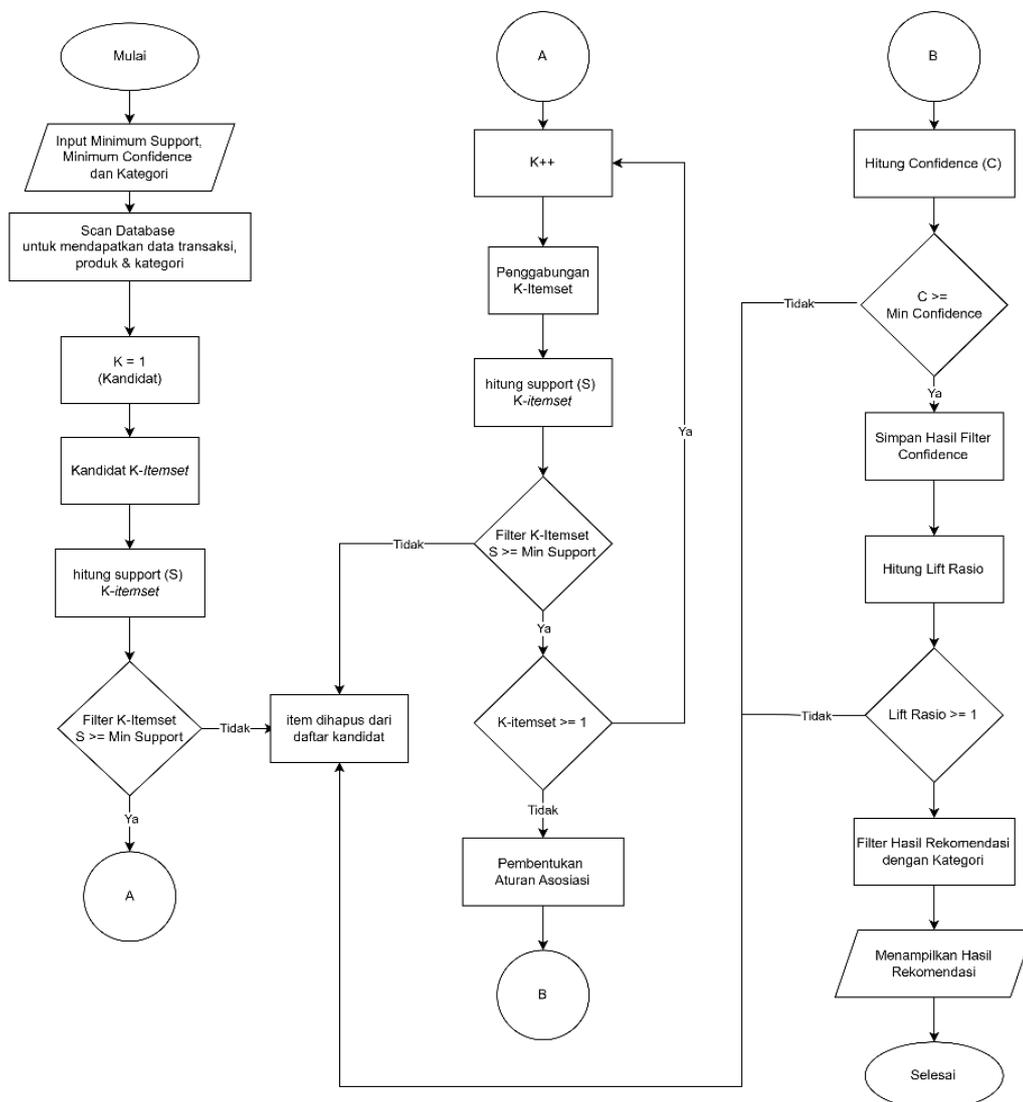
Tabel 1. Arsitektur Sistem

Input	Proses	Output
<ul style="list-style-type: none"> Data Transaksi Minimum <i>support</i> Minimum Confidence 	<ol style="list-style-type: none"> Menghitung persentase produk Muncul Filter persentase produk muncul 	<ul style="list-style-type: none"> Rekomendasi Paket Produk. Nilai <i>Support</i> Nilai Confidence

Input	Proses	Output
	sesuai dengan input minimum <i>support</i>	• Nilai Lift Rasio
	3. Proses Pembentukan kandidat kedua, ketiga dan seterusnya dengan	
	4. minimum <i>support</i> yang telah di tentukan	
	5. Penetapan Aturan Asosiasi dengan menggunakan Minimum <i>Confidence</i> yang telah di tentukan	
	6. Mengukur aturan asosiasi dengan menggunakan Lift Rasio	
	7. Filter hasil aturan kombinasi produk dengan kategori produk yang di pilih	

2.3.2 Flowchart Metode

Alur metode algoritma apriori terdapat pada gambar 2. *Flowchart* ini bertujuan untuk memberikan gambaran terkait implementasi algoritma apriori dengan penambahan parameter kategori.



Gambar 2. Flowchart Metode

Adapun rumus untuk perhitungan metode apriori sebagai berikut :

1. *Support* adalah proporsi transaksi dalam database yang mengandung item atau kombinasi item tertentu, seperti item A dan B. Seberapa sering item A dan B muncul bersama dalam data yang ada, ditunjukkan oleh *support*. [19]

$$support(A) = \frac{Total\ transaksi\ mengandung\ A}{Total\ Seluruh\ Transaksi} \tag{1}$$

$$support(A, B) = \frac{Total\ transaksi\ yang\ terdiri\ dari\ A\ dan\ B}{Total\ seluruh\ transaksi} \tag{2}$$

2. *Confidence* adalah ukuran seberapa akurat aturan tersebut. Dengan *confidence*, memungkinkan untuk menilai kekuatan hubungan antar produk yang terbentuk pada aturan asosiasi [20]

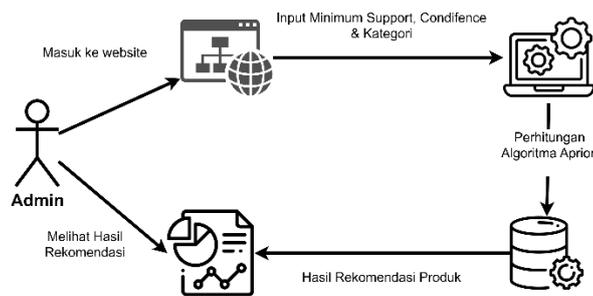
$$Confidence(A, B) = \frac{Support(A, B)}{Support(A)} \tag{3}$$

3. *Lift ratio* diterapkan pada aturan asosiasi yang sudah diperoleh. Tujuan perhitungan ini adalah untuk mengevaluasi validitas aturan asosiasi, yang berarti bahwa aturan asosiasi berlaku jika nilai *lift ratio* lebih besar dari satu. [20]

$$Lift\ Rasio(A, B) = \frac{Confidence(A, B)}{Support(B)} \tag{4}$$

2.3.3 Diagram Blok Sistem

Berdasarkan penelitian ini, diagram blok sistem program terdapat pada gambar 3 terdapat admin yang masuk ke website rekomendasi paket produk lalu memasukkan minimum *support*, minimum *confidence* dan kategori sebagai parameter algoritma apriori, hasil dari perhitungan tersebut akan masuk ke database dan admin dapat melihat hasil dari perhitungan rekomendasi paket produk.



Gambar 3. Diagram Blok Sistem

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi perhitungan dilakukan menggunakan algoritma Apriori untuk mengidentifikasi hubungan antar produk pada data transaksi. Pengujian dilakukan pada parameter *support* dan *confidence* untuk menilai frekuensi kemunculan *itemset* serta kekuatan hubungan antar produk, serta pengujian parameter kategori untuk memastikan relevansi paket produk. Hasil dari pengujian ini digunakan untuk merekomendasikan kombinasi produk yang sering dibeli bersama, yang diharapkan dapat meningkatkan penjualan dan mempermudah pembelian pelanggan.

3.1. Implementasi Perhitungan

Terdapat beberapa tahapan dalam menghitung algoritma Apriori, dimulai dengan menentukan parameter *support* dan *confidence* untuk menilai frekuensi *itemset* dan kekuatan hubungan antar produk. Setelah itu, dilakukan identifikasi *itemset* yang memenuhi ambang batas *support* dan pembentukan aturan asosiasi. Terakhir, dihitung *confidence* dan *lift* untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antar produk dalam menghasilkan rekomendasi paket produk.

1. Penentuan Parameter *Support* dan *Confidence*
 Pada tahap pertama, kita menentukan nilai ambang batas untuk *support* dan *confidence*. *Support* mengukur seberapa sering *itemset* muncul dalam dataset, sedangkan *confidence* mengukur probabilitas terjadinya aturan asosiasi, yaitu seberapa besar kemungkinan bahwa item B dibeli jika item A sudah dibeli. Dalam perhitungan ini terdapat 824 transaksi, nilai *support* minimal ditetapkan sebesar 0.06 dan *confidence* minimal sebesar 0.6, yang berarti hanya *itemset* yang memenuhi kriteria tersebut yang akan dipertimbangkan dalam analisis lebih lanjut.
2. Hitung *Support* Semua Kandidat
 Setelah menentukan parameter, langkah berikutnya adalah menghitung *support* untuk setiap kandidat *itemset*. *Support* dihitung dengan membagi jumlah transaksi yang mengandung *itemset* tersebut

dengan total jumlah transaksi dalam dataset. *Itemset* yang memiliki *support* di atas ambang batas yang telah ditetapkan akan dipertimbangkan dalam pembentukan aturan asosiasi. Berikut merupakan perhitungan *Support*.

Tabel 2 merupakan hasil dari perhitungan kandidat 1-*itemset*. terdapat 27 produk pada 824 transaksi dan yang lolos dengan minimal *support* yang telah ditentukan adalah sebanyak 21 produk

Table 2. Perhitungan *Support* 1-*Itemset*

No	Produk	Frekuensi	Perhitungan	Hasil	Lolos / Tidak Lolos
1	PRD-0036	137	137/824	0.1662	True
2	PRD-0005	137	137/824	0.1662	True
3	PRD-0073	130	140/824	0.1577	True
...
27	PRD-0031	31	31/824	0.0376	False

Tabel 3 merupakan hasil dari perhitungan gabungan 2-*itemset* . terdapat 38 kombinasi 2 produk dan ada sebanyak 25 gabungan dua produk yang memenuhi *minimum support*

Table 3. Perhitungan *Support* 2-*Itemset*

No	Produk	Frekuensi	Perhitungan	Hasil	Lolos / Tidak Lolos
1	['PRD-0005', 'PRD-0036']	137	137/824	0.1660	True
2	['PRD-0056', 'PRD-0071']	130	130/824	0.1577	True
3	['PRD-0062', 'PRD-0073']	130	130/824	0.1577	True
...
38	['PRD-0031', 'PRD-0064']	31	31/824	0.0376	False

Tabel 4 merupakan hasil dari perhitungan gabungan 3-*itemset*. Ada 24 kombinasi 3 produk yang di hasilkan dan terdapat 12 kombinasi yang lolos dengan minimum *support* yang sudah di tentukan

Table 4. Perhitungan *Support* 3-*Itemset*

No	Produk	Frekuensi	Perhitungan	Hasil	Lolos / Tidak Lolos
1	['PRD-0005', 'PRD-0027', 'PRD-0036']	98	98/824	0.1189	True
2	['PRD-0048', 'PRD-0062', 'PRD-0073']	96	96/824	0.1165	True
3	['PRD-0046', 'PRD-0053', 'PRD-0070']	87	87/824	0.1056	True
...
24	['PRD-0031', 'PRD-0064', 'PRD-0076']	31	31/824	0.0376	False

Tabel 5 merupakan hasil dari perhitungan gabungan 4-*itemset*. Dari 6 kombinasi yang terbentuk menghasilkan 1 rekomendasi yang lolos dengan minimum *support* yang telah di tentukan

Table 5. Perhitungan *Support* 4-*Itemset*

No	Produk	Frekuensi	Perhitungan	Hasil	Lolos / Tidak Lolos
1	['PRD-0005', 'PRD-0027', 'PRD-0036', 'PRD-0067']	50	50/824	0.0607	True
2	['PRD-0026', 'PRD-0046', 'PRD-0053', 'PRD-0070']	46	46/824	0.0558	False
3	['PRD-0029', 'PRD-0048', 'PRD-0062', 'PRD-0073']	40	40/824	0.0485	False
...
6	['PRD-0031', 'PRD-0050', 'PRD-0064', 'PRD-0076']	31	31/824	0.0376	False

3. Pembentukan Aturan

Pada tahap pembentukan aturan, proses dimulai dengan menentukan *antecedent* (*itemet* yang muncul terlebih dahulu) dan *consequent* (*itemet* yang kemungkinan besar akan dibeli setelah *antecedent*). Aturan asosiasi yang terbentuk, seperti $\{A\} \rightarrow \{B\}$, menunjukkan hubungan antara item yang dibeli bersama dalam transaksi. Dengan menggunakan pola pembelian yang ditemukan dalam data transaksi, proses ini bertujuan untuk memberikan rekomendasi produk kepada pelanggan.

4. Hitung *Confidence*

Confidence adalah ukuran seberapa akurat aturan tersebut. Dengan *confidence*, memungkinkan untuk menilai kekuatan hubungan antar produk yang terbentuk pada aturan asosiasi berikut merupakan perhitungannya. Pada tabel 6 merupakan hasil dari perhitungan *confidence*

Table 6. Hasil Perhitungan *Confidence*

No	Antedence_id	Consequent_id	Support Kombinasi	Support Antedence	Perhitungan	Confidence
1	[PRD-0036]	[PRD-0005]	0.1660	0.1660	0.1660/0.1660	1
2	[PRD-0062]	[PRD-0073]	0.1575	0.1575	0.1575/0.1575	1
3	[PRD-0056]	[PRD-0071]	0.1575	0.1575	0.1575/0.1575	1
...
31	[PRD-0056, PRD-0071]	[PRD-0047]	0.1006	0.1575	0.1006/0.1575	0.6384

5. Hitung *Lift Rasio*

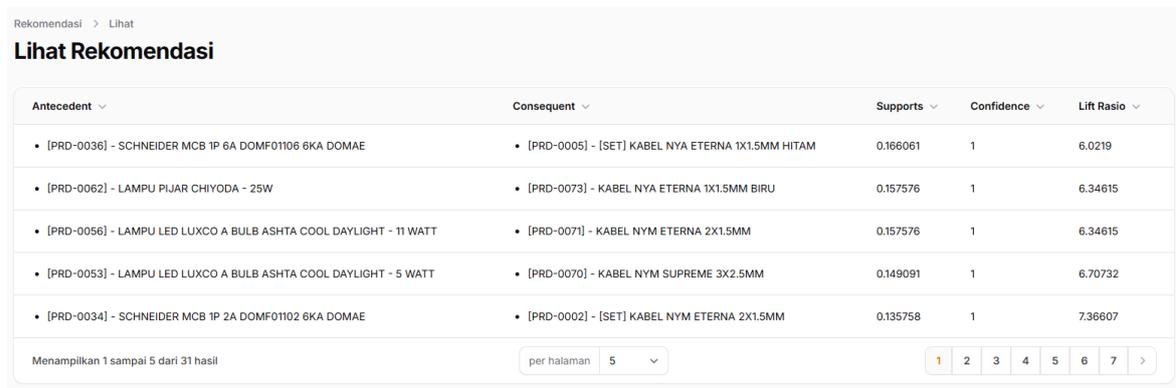
Lift ratio diterapkan pada aturan asosiasi yang sudah diperoleh. Tujuan perhitungan ini adalah untuk mengevaluasi validitas aturan asosiasi, yang berarti bahwa aturan asosiasi berlaku jika nilai *lift rasio* lebih besar dari satu.

Table 7. Hasil Perhitungan *Lift Rasio*

No	antedence_id	consequent_id	Confidence	Support Consequent	Perhitungan	Lift Rasio
1	[PRD-0036]	[PRD-0005]	1	0.1660	1 /0.1660	6.0219
2	[PRD-0062]	[PRD-0073]	1	0.1575	1/0.1575	6.3461
3	[PRD-0056]	[PRD-0071]	1	0.1575	1/0.1575	6.3461
...
31	[PRD-0056, PRD-0071]	[PRD-0047]	0.6384	0.1007	0.6384 /0.1007	6.3461

3.2. Implementasi Tampilan

Berikut merupakan halaman rekomendasi menampilkan daftar tabel yang berisi informasi detail dari pengujian yang dilakukan pada menu rekomendasi. Terdapat informasi seperti *Antecedent*, *Consequent*, *Support*, *Confidence* dan *Lift Rasio*. Pada gambar 4 merupakan hasil implementasi sistem dari perhitungan dengan minimum *support* 0.06 dan minimum *confidence* 0.6



Gambar 4. Implementasi Tampilan Hasil Rekomendasi

3.3. Pengujian

Pada tahap pengujian ini terdapat 2 jenis pengujian yang berbeda. Pertama pengujian parameter minimum *support* dan minimum *confidence* dengan tujuan untuk menguji pengaruh besar kecilnya parameter tersebut terhadap hasil yang diperoleh. Kedua menguji dengan menambahkan parameter tambahan yaitu kategori yang berbeda beda, dengan tujuan apakah parameter kategori mempengaruhi hasil yang di peroleh.

3.3.1 Pengujian Parameter *Support* Dan *Confidence*

Tiga pengujian dilakukan dengan nilai parameter *support* dan *confidence* yang berbeda. Pengujian pertama memiliki *minimum support* 0.06 dan *minimum confidence* 0.6. pengujian kedua memiliki *minimum support* 0.07 dan *minimum confidence* 0.7; dan pengujian terakhir memiliki *minimum support* 0.1 dan *minimum confidence* 0.8. Hasilnya terlampir pada Tabel 8.

Table 8. Hasil Pengujian Parameter *Support* dan *Confidence*

No	Minimum Support	Minimum Confidence	Jumlah Rekomendasi	Rata Rata Support	Rata Rata Confidence	Rata Rata Lift Rasio
1	0.06	0.6	31	0.109	0.756	6.85
2	0.07	0.7	18	0.125	0.814	6.51
3	0.1	0.8	6	0.148	1	6.813

Dari ketiga pengujian yang dilakukan, disimpulkan peningkatan nilai parameter *support* dan *confidence* secara langsung mengurangi total aturan asosiasi yang terbentuk untuk. Semakin tinggi nilai kedua parameter tersebut, semakin sedikit aturan yang dihasilkan. Nilai *support* tertinggi tetap konsisten pada angka 0.1, sementara nilai terendah meningkat seiring dengan kenaikan *minimum support*. Untuk *confidence*, meskipun beberapa aturan memiliki nilai tertinggi dan terendah yang sama, dengan nilai terendah mencapai 0.7.

3.3.2 Pengujian Kategori

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa rekomendasi paket produk yang dihasilkan tetap relevan dan tidak mengandung kombinasi produk yang berulang. Terdapat tiga pengujian dimana pengujian pertama dengan kategori kabel dan kipas angin terdapat pada tabel 9. Pengujian kedua dengan kategori lampu kabel dan fitting terdapat pada tabel 10. Pengujian terakhir dengan kategori lampu, kabel, fitting dan stop kontak terdapat pada tabel 11. Semua pengujian ini menggunakan parameter *support* dan *confidence* sebesar 0.01 dan 0.5

Pada tabel 9 merupakan hasil dari pengujian 2 *itemset* dengan parameter kategori Kabel dan Kipas angin dimana minimum supportnya yaitu 0.01 dan minimum confidence-nya 0.5

Table 9. Pengujian Kategori Kabel dan Kipas Angin

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence	Lift Rasio
1	Kabel Rol Uticon Ufo 4m St-148cr Blue	Miyako - Desk Fan Kad927_B	0.0606061	1	20.625

Pada tabel 10 merupakan hasil dari pengujian 3 *itemset* dengan parameter kategori Lampu, Kabel dan fitting dimana minimum supportnya yaitu 0.01 dan minimum confidence-nya 0.5

Table 10. Pengujian Kategori Lampu, Kabel dan Fitting

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence	Lift Rasio
1	Lampu Pijar Chiyoda - 25w	<ul style="list-style-type: none"> Fitting Plafon Lux Gracio Broco 12101 Kabel Nya Eterna 1x1.5mm Biru 	0.116364	0.738462	6.34615
2	<ul style="list-style-type: none"> Lampu Pijar Chiyoda - 25w Kabel Nya Eterna 1x1.5mm Biru 	Fitting Plafon Lux Gracio Broco 12101	0.116364	0.738462	6.34615
3	Lampu Led Luxco A Bulb Ashta Cool Daylight - 5 Watt	<ul style="list-style-type: none"> Fitting Plafon Bulat Panasonic E27 Nlp 52201031 Kabel Nym Supreme 3x2.5mm 	0.105455	0.707317	6.70732
...
8	<ul style="list-style-type: none"> Lampu Pijar Chiyoda - 60w Kabel Nya Eterna 1x4mm Kuning Hijau 	Fitting Colok + Saklar	0.0812121	0.656863	8.08823

Pada tabel 11 merupakan hasil dari pengujian 4 *itemset* dengan parameter kategori Lampu, Kabel, fitting dan Stop Kontak dimana minimum supportnya yaitu 0.01 dan minimum confidence-nya 0.5.

Table 11. Pengujian Kategori Lampu, Kabel, Fitting dan Stop Kontak

No	Antecedent	Consequent	Support	Confidence	Lift Rasio
1	<ul style="list-style-type: none"> • Fitting Plafon Bulat Panasonic E27 Nlp 52201031 • Lampu Led Luxco A Bulb Ashta Cool Daylight - 5 Watt • Kabel Nym Supreme 3x2.5mm 	Stop Kontak Uticon 4 Lubang + Saklar St-1482nc	0.0557576	0.528736	3.6656

Pada tabel 12 menunjukkan bahwa kategori Kabel dan Kipas Angin menghasilkan 1 rekomendasi dengan kualitas hubungan yang sangat kuat, ditunjukkan oleh rata-rata *support* sebesar 0.061, *confidence* 1, dan *lift ratio* 20.625. Kategori Lampu, Kabel, dan Fitting menghasilkan jumlah rekomendasi terbanyak, yaitu 8, dengan rata-rata *support* 0.101, *confidence* 0.685, dan *lift ratio* 6.872, yang mencerminkan hubungan yang cukup signifikan. Sementara itu, kategori Lampu, Kabel, Fitting, dan Stop Kontak menghasilkan 1 rekomendasi dengan rata-rata *support* 0.056, *confidence* 0.529, dan *lift ratio* 3.666, menunjukkan kualitas hubungan yang lebih lemah dibandingkan kategori lainnya. Dapat disimpulkan bahwa kategori produk memengaruhi pembentukan rekomendasi paket produk karena kombinasi dengan *support* dan *confidence* tinggi menunjukkan kecenderungan produk tersebut dibeli bersama, sehingga dapat digabungkan dalam paket yang sesuai dengan kategori yang telah dipilih. Dapat disimpulkan bahwa Kategori produk memengaruhi pembentukan rekomendasi paket produk karena kombinasi dengan *support* dan *confidence* tinggi menunjukkan kecenderungan produk tersebut dibeli bersama, sehingga dapat digabungkan dalam paket yang sesuai dengan kategori yang telah dipilih.

Table 12. Hasil Pengujian Kategori

No	Kategori	Jumlah Rekomendasi	Rata Rata Support	Rata Rata Confidence	Rata Rata Lift Rasio
1	Kabel dan Kipas Angin	1	0.061	1	20.625
2	Lampu, Kabel dan Fitting	8	0.101	0.685	6.872
3	Lampu, Kabel, Fitting dan Stop Kontak	1	0.056	0.529	3.666

3.4 Diskusi

Terdapat beberapa diskusi yang terdapat pada penelitian ini diantaranya :

1. Pengaruh Parameter Minimum *Support* Dan Minimum Confidence
Jumlah aturan yang dibuat dipengaruhi langsung oleh parameter *minimum support* dan *confidence*. Penurunan sebesar 80% dalam jumlah rekomendasi menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai parameter, semakin banyak aturan yang tidak relevan akan dihapus. Hal ini menunjukkan bahwa rekomendasi berkualitas tinggi lebih selektif. Dalam praktiknya, toko dapat menyesuaikan nilai parameter untuk mendapatkan keseimbangan antara jumlah rekomendasi yang dihasilkan dan relevansinya. Jika nilai parameter terlalu tinggi, aturan yang potensial bermanfaat bisa saja terabaikan, sehingga harus disesuaikan dengan tujuan bisnis.
2. Kuliatas dan kuantitas
Peningkatan rata-rata nilai *support* sebesar 35% dan *confidence* sebesar 32% menunjukkan bahwa aturan yang tersisa setelah filter parameter adalah aturan yang lebih kuat dan relevan. Meskipun jumlah aturan berkurang, kualitas hubungan antar produk meningkat secara signifikan. Peningkatan nilai tersebut disebabkan karena proses filter parameter menghilangkan aturan dengan nilai *support* dan *confidence* yang rendah. Akibatnya, hanya aturan dengan nilai *support* dan *confidence* yang lebih tinggi yang tersisa dalam hasil akhir. Filter ini secara otomatis menaikkan rata-rata karena aturan lemah tidak lagi dihitung dalam perhitungan rata-rata tersebut.
3. Pengaruh Penambahan Parameter Kategori
Pada pengujian dengan minimum *support* 0.01 dan minimum *confidence* 0.5 Kombinasi kategori Lampu, Kabel, Fitting, dan Stop Kontak menghasilkan rekomendasi spesifik yang cocok dengan rata-rata *support* sebesar 0.056 dan rata rata *confidence* 0.529 yang sesuai dengan batas *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditetapkan. Penambahan parameter kategori tersebut memungkinkan algoritma Apriori menghasilkan rekomendasi yang lebih terfokus pada kelompok produk tertentu.
4. Batasan dan Pengembangan Lebih Lanjut
Meskipun algoritma Apriori mampu menghasilkan rekomendasi, penelitian ini hanya mengandalkan data transaksi tanpa mempertimbangkan faktor lain, seperti musim, tren pasar, atau perilaku pelanggan

yang berubah. Untuk meningkatkan relevansi rekomendasi, penelitian selanjutnya dapat mengintegrasikan algoritma dengan data tambahan, seperti data demografis pelanggan, tren musiman, atau preferensi konsumen. Ini akan membantu menciptakan sistem rekomendasi yang lebih dinamis dan kontekstual.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma apriori dapat digunakan untuk menentukan rekomendasi paket produk. Peningkatan nilai parameter minimum *support* dan minimum *confidence* berpengaruh signifikan terhadap aturan asosiasi yang terbentuk. Dimana terdapat penurunan jumlah rekomendasi sebesar 80% dari pengujian minimum *support* 0.06 dan minimum *confidence* 0.6 dengan minimum *support* 0.1 dan minimum *confidence* 0.8. tetapi mengalami peningkatan nilai rata rata *support* sebesar 35% dan peningkatan rata rata nilai *confidence* sebesar 32%. Dengan meningkatnya parameter tersebut, jumlah aturan yang dihasilkan menjadi lebih sedikit, namun kualitas asosiasi yang terbentuk semakin meningkat. Karena itu, pemilihan nilai parameter *support* dan *confidence* yang tepat sangat penting untuk menemukan keseimbangan antara jumlah aturan dan relevansi asosiasi dalam sistem rekomendasi produk. Selain itu penambahan parameter kategori pada algoritma Apriori mempengaruhi jumlah rekomendasi yang dihasilkan. Dimana kombinasi 4-*itemset* dengan kategori Lampu, Kabel, Fitting dan Stop Kontak menghasilkan 1 rekomendasi yang cocok dengan rata rata *support* sebesar 0.056 dan rata rata *confidence* 0.529.

REFERENSI

- [1] R. Alifia, J. Adani, and A. Zahrah, "Strategi Perencanaan Bisnis untuk Meningkatkan Keberhasilan Usaha," *Economics And Business Management Journal (EBMJ)*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, Apr. 2024, doi: -.
- [2] D. Sunyoto and A. Mulyono, *Managemen Bisnis Ritel*. Eureka Media Aksara, 2022.
- [3] K. Brighton and S. Hariyanto, "Penerapan Metode Market Basket Analisis Dengan Algoritma Apriori Pada Toko Ritel Elektronik," *bit-Tech*, vol. 7, no. 1, pp. 37–46, Aug. 2024, doi: <https://doi.org/10.32877/bt.v7i1.1417>.
- [4] N. Hardi, J. Putra, and T. Adilah, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Pola Penjualan Carton Box," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 5, no. 4, pp. 1472–1478, Jul. 2024, doi: <https://doi.org/10.47065/josh.v5i4.5646>.
- [5] P. Dwi Cahya and D. Durbin Hutagalung, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Penjualan Produk Sembako Berbasis Web (Studi Kasus: Warung Abah Murdika)," *Jurnal Ilmu Komputer dan Pendidikan*, vol. 1, no. 6, pp. 1465–1469, Dec. 2023, doi: -.
- [6] A. Hasna Fairuz Shafa, A. Perdana, D. Wacana Metro, and J. Kenanga No, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Di Toko Berkah Berlimpah," *Technology Acceptance Model Jurnal TAM*, vol. 15, no. 1, pp. 88–94, Jul. 2024, doi: <https://doi.org/10.56327/jurnaltam.v15i1.1668>.
- [7] D. Sitanggang, *ALGORITMA APRIORI*, vol. 1. Unpri Press, 2023, doi: -.
- [8] H. D. Oktory and T. Y. Hadiwandura, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Penentuan Pola Pembelian Kacamata pada Optik Indah Optikal," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 4, pp. 1275–1281, Jul. 2024, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i4.1353>.
- [9] A. P. Rizki, K. Auliasari, and D. Rudhistiar, "Sistem Rekomendasi Penentuan Paket Menu Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Iff Ayam Uleg Cak Abit Cabang Bendungan Sutami)," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 2, 2024, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v8i2.9094>.
- [10] M. Trifena, K. Hamidah, Y. Umidah, A. Voutama, P. Studi Sistem Informasi, and F. Ilmu Komputer, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Menentukan Paket Bundel dalam Penjualan Toko Swalayan XYZ," *Journal Sensi*, vol. 9, no. 2, pp. 187–197, Aug. 2023, doi: <https://doi.org/10.33050/sensi.v9i2.2912>.
- [11] R. Aditya Permana, P. Arsi, and P. Subarkah, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk Spare Part Mobil," *Journal of Technology and Informatics (JoTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 8–16, Oct. 2024, doi: <https://doi.org/10.37802/joti.v6i1.597>.
- [12] I. N. Muhammad, M. F. Islam, and A. Nugroho, "Prediksi Produk Bundle Pada Promo Dengan Algoritma Apriori Menggunakan Association Rule," *Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis*, vol. 12, no. 2, pp. 178–188, Nov. 2021, doi: <https://doi.org/10.47927/jikb.v12i2.174>.
- [13] R. Guntur Alam and D. Abdullah, "Implementation Of Apriori Data Mining Algorithm to Increase Sales Of Caringin Shop," *Jurnal Komputer, Informasi dan Teknologi*, vol. 4, no. 1, pp. 1–14, Jun. 2024, doi: 10.53697/jkomitek.v4i1.17.

- [14] V. Arinal and M. Afsari, “Penerapan Metode Asosiasi Pada Data Penjualan Transaksi Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Circle’K Apartemen Marabella Jakarta Selatan),” *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 5, no. 1, pp. 170–176, Aug. 2023, doi: 10.55338/saintek.v5i1.1366.
- [15] D. Sitanggang, N. A. Br S. Muham, S. H. Rangkuti, S. P. Zalukhu, and E. Indra, “Penerapan Data Mining Untuk Rekomendasi Paket Pernikahan Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” *Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom)*, vol. 5, no. 1, p. 130, Jun. 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.509.
- [16] A. Noviyanti and S. Juanita, “Rekomendasi Paket Pakaian Berdasarkan Pola Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori,” *SISFOTENIKA*, vol. 14, no. 2, Jul. 2024, doi: 10.30700/sisfotenika.v14i2.424.
- [17] M. Elvis Syahri, D. Yusuf, U. Singaperbangsa Karawang, and K. Jawa Barat, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Penjualan Untuk Menentukan Paket Promosi (Studi Kasus Kedai Warung Jambu),” *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 4, Aug. 2023, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v7i4.7182>.
- [18] S. Sofinar Amru and S. Juanita, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Rekomendasi Penjualan Paket Lipstik,” *JSI: Jurnal Sistem Informasi (E-Journal)*, vol. 14, no. 1, pp. 2569–2584, Apr. 2022, doi: 10.36706/jsi.v14i1.17219.
- [19] S. Kumar, A. Chuli, A. Jain, and N. Prasanth, “Data Analytics for Pandemic Management using MapReduce and Apriori Algorithm,” *Procedia Comput Sci*, vol. 230, pp. 455–466, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.101>.
- [20] R. Sena Yudha, K. Auliasari, and R. Primaswara Prasetya, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menghasilkan Pola Penjualan Produk Bangunan,” *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 4, no. 1, Aug. 2020, doi: <https://doi.org/10.36040/jati.v4i1.2377>.