

APLIKASI BERBASIS WEB MENGGUNAKAN APRIORI UNTUK REKOMENDASI BUNDLING PRODUK SEMBAKO

Oktalia Kumala Sari^{1*}, Anis Cherid²

^{1,2} Jurusan Ilmu Komputer, Fakultas Teknik Komputer, Universitas Mercu Buana, Jakarta
Email: ¹41519010014@student.mercubuana.ac.id, ²anis.cherid@mercubuana.ac.id

(*: Corresponding Author)

(Naskah masuk: 22 Juni 2023, diterima untuk diterbitkan: 23 Agustus 2023)

Abstrak

Data Mining dapat dimanfaatkan di berbagai disiplin ilmu, seperti Toko Sembako Solo Latri, untuk mendongkrak penjualan dan menentukan penjualan sembako. Permasalahan yang ada saat ini adalah penentuan penjualan sembako di Toko Sembako Solo Latri tidak dapat menentukan pola pembelian pelanggan atau jumlah pelanggan yang melakukan pembelian sembako secara bersamaan. Penelitian ini berupaya mengembangkan aplikasi berbasis web yang mengintegrasikan algoritma Apriori ke dalam proses rekomendasi *bundling* produk pangan pokok. Toko Sembako Solo Latri akan membuat model atau aturan asosiasi guna meningkatkan penjualan. Dengan memanfaatkan metode CRISP-DM, dimungkinkan untuk mendapatkan informasi penting mengenai pola transaksi yang dilakukan secara bersamaan menggunakan algoritma Apriori. Investigasi ini didukung oleh *dataset* transaksi penjualan untuk periode 1 Februari hingga 20 April 2023. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Apriori dengan nilai *support* minimal 50% dan nilai kepercayaan minimal 50% menghasilkan tujuh kombinasi set item terbaik. Hasil terbaik adalah nilai *support* 95,38 persen, nilai kepercayaan seratus persen, dan *lift ratio* 1,97.

Kata kunci: Data Mining, Algoritma Apriori, Asosiasi Rule, Bundling Produk

WEB-BASED APPLICATION USING APRIORI FOR BUNDLING RECOMMENDATIONS OF SPECIAL PRODUCTS

Abstract

Data Mining can be utilized in various disciplines, such as Solo Latri Grocery Store, to boost sales and determine grocery sales. The current problem is that the determination of basic food sales at Toko Sembako Solo Latri cannot determine customer purchasing patterns or the number of customers who purchase basic food at the same time. This research seeks to develop a web-based application that integrates the Apriori algorithm into the recommendation process for bundling basic food products. Latri Grocery Store will create a model or association rule to increase sales. By utilizing the Crisp-DM method, it is possible to obtain important information regarding the pattern of transactions made simultaneously using the Apriori algorithm. This investigation is supported by a dataset of sales transactions for the period February 1 to April 20, 2023. Our results show that the Apriori algorithm with a minimum support value of 50% and a minimum confidence value of 50% produces the best seven item set combinations. The best result is a support value of 95.38 percent, a confidence value of one hundred percent, and a lift ratio of 1.97.

Keywords: Data Mining, Apriori Algorithm, Association Rule, Product Bundling

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan teknologi informasi, khususnya di bidang aplikasi berbasis web, berdampak besar pada bisnis dan perdagangan[1]. Dengan kemajuan teknologi ini, bisnis dapat menjangkau lebih banyak pelanggan dan mengirimkan barang atau jasa kepada mereka dengan lebih cepat[2]. Salah satu bidang usaha yang semakin terpengaruh oleh kemajuan ini adalah industri makanan pokok[3]. Toko Sembako dan pasar tradisional juga beralih menggunakan teknologi untuk menjual produk dan stok produk[4].

Toko Solo Latri merupakan toko grosir yang menyediakan berbagai kebutuhan sehari-hari masyarakat Indonesia, seperti gula pasir, tepung terigu, mie instan, dan lain sebagainya. Namun, ada satu masalah, dan masalah itu adalah prosedur penjualan yang ada tidak efektif. Dalam artian masih ada barang yang tidak terjual sehingga menyebabkan toko sembako merugi. Pedagang grosir mungkin mengalami kehilangan klien selain kesulitan keuangan. Hal ini terjadi ketika konsumen datang ke grosir untuk membeli barang di toko, namun stok

yang diminati pelanggan sudah habis tanpa sepengetahuan grosir sehingga pelanggan akan beralih ke grosir lain.

Data Mining dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut[5]. Kemudian, model pengetahuan dibangun dari *dataset* penjualan dan digunakan untuk menemukan pola baru[6]. Metode aturan asosiasi adalah salah satu cara teknik penambangan data sering digunakan untuk mengetahui bagaimana penjualan dilakukan[7]. Algoritma Apriori merupakan algoritma klasik yang sering digunakan untuk menggabungkan atau membuat pola aturan tertentu, namun membutuhkan waktu yang lama[8]. Aturan Asosiasi mencakup semua aturan atau pola yang memiliki dukungan dan keyakinan di atas batas yang dapat ditetapkan penggunaannya[9]. Aturan asosiasi penting jika memiliki nilai dukungan minimum dan nilai kepercayaan minimum[10]. Nilai minimum *support* adalah persentase transaksi di mana bagian-bagian item digabungkan, dan nilai minimum *confidence* adalah kekuatan tautan antar item dalam aturan asosiatif[11].

Pada Penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh [12] untuk pembentukan pola penjualan *sparepart* di PT. Agung Toyota Denpasar terdapat 9907 transaksi dan data yang diperoleh data penjualan periode 1 Januari – 31 Januari 2022 membentuk 10 aturan asosiasi dengan 3 *itemset* dan nilai minimum *support* 85%, nilai *confidence* 100% dan nilai lift *ratio* tertinggi 2,03.

Kemudian pada penelitian [13] menggunakan algoritma apriori untuk market basket analisis pendapatan usaha retail. Didapatkan rata - rata asosiasi dengan nilai *confidence* tertinggi terjadi pada bulan Maret, yaitu 0.61 dengan nilai minimal *support* 0.003. Hal ini sesuai dengan hasil penjualan tertinggi, yaitu sebesar Rp. 295.509.934 pada bulan Maret, tahun 2021.

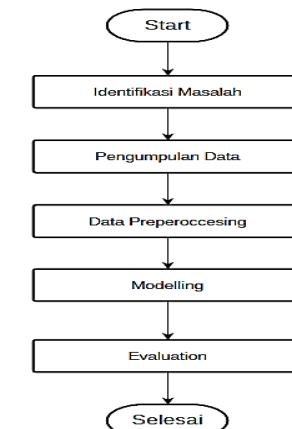
Pada penelitian [14] menggunakan algoritma apriori untuk *market analysis* tingkat frekuensi konsumen dalam membeli suatu barang. Dengan menetapkan dukungan minimum 0,3% dan kepercayaan minimum 60%, dapat menghasilkan informasi bahwa penjualan elektronik tertinggi di PT EPR *Itemset* tertinggi yang sering dicari konsumen adalah *Chest Freezer ECF 320* dengan kode produk (15.47) dan item Frekuensi terendah yang jarang dicari konsumen yaitu Beras DFC 5015 Kompor dengan kode produk (12.9), Dispenser Air ED 03 S dengan kode produk (15.07), dan EAAC 180A dengan kode produk (15.34).

Berdasarkan hal tersebut, tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat aplikasi berbasis web yang menggabungkan algoritma Apriori ke dalam proses pembuatan rekomendasi *bundling* produk makanan pokok. Toko Solo Latri, toko sembako yang berada di wilayah Tangerang ini dengan tingkat persaingan yang tinggi, akan dapat meningkatkan pelayanan pelanggan dan meningkatkan penjualan dengan bantuan aplikasi ini. Selain itu, konsumen Toko Solo

Latri akan mendapatkan pengalaman berbelanja yang lebih menyenangkan. Adapun *dataset* yang akan digunakan untuk penelitian ini adalah data transaksi penjualan dari 1 Februari – 20 April 2023 dan terdapat 4291 data dan atribut yang digunakan yaitu ID transaksi, Kode Produk, Item dan Tanggal transaksi.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan secara kuantitatif dan menggunakan data dari Toko Solo Latri yang berupa data transaksi penjualan lalu dilakukan memasukkan data dalam bentuk Excel. Data yang digunakan merupakan data penjualan periode 1 Februari – 20 April 2023 dan terdapat 4291 data. Dalam penelitian ini, menggunakan tahapan CRISP-DM seperti Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Tahap Pengumpulan Data

Pada tahapan ini dilakukan identifikasi masalah yang terkait pada penelitian ini dengan melakukan studi observasi, wawancara, dan membaca literatur yang relevan. Objek pengamatan didasarkan pada kondisi toko yang memerlukan pengamatan perilaku pembelian terhadap konsumen untuk memudahkan pemilik toko. Pengambilan data di Toko Sembako Solo Latri, data yang diambil yaitu data transaksi penjualan selama 3 bulan seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan Selama 3 Bulan

ID	Kode	Item	Tanggal
777.01.02.1	1101	Indomie Rasa Soto	2/1/2023
777.01.02.1	2210	Pucuk Harum Teh 350ml	2/1/2023
777.01.02.1	3001	Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet	2/1/2023
777.01.02.1	1102	Indomie Goreng	2/1/2023
777.01.02.1	4119	Bear Brand Susu Steril 189ml	2/1/2023
777.01.02.1	6339	Tepung Terigu 1 kg	2/1/2023
777.01.02.1	1101	Indomie Rasa Soto	2/1/2023

2.2 Tahap Preprocessing Data

Pada tahapan ini dilakukan persiapan data yang akan digunakan dan penghapusan data yang tidak

relevan dalam penelitian menganalisis asosiasi *rule* produk sembako misalnya kolom data yang tidak memiliki nilai atau informasi yang berguna untuk mempermudah pada tahap selanjutnya. Setelah data sudah bersih maka dilakukan transformasi data ke dalam bentuk *tabular* seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel Tabular Penjualan

Abc Sambal Asli 18g X 10 Pcs	Abc Sambal Extra Pedas 18g X 10 Pcs	Abc Sambal Terasi 18g X 10 Pcs	Bear Brand Susu Steril 189ml	Biskit op Veget able Stick 50g	Chuba 14gr X 20pcs
0	0	0	1	0	0
0	0	0	1	0	0
1	1	1	0	0	1
1	1	1	0	0	1
0	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	1
1	1	1	0	0	1

2.3 Algoritma Apriori

Algoritma apriori adalah metode penambangan data untuk menemukan aturan yang menunjukkan bagaimana sekumpulan hal dengan faktor berbeda saling terkait satu sama lain[15]. Satu langkah analisis asosiasi disebut "penambangan pola frekuensi tinggi", yang merupakan nama lain untuk langkah tersebut[16]. Dengan menghasilkan urutan item yang diketahui yang dapat digunakan sebagai pola frekuensi. Pentingnya aturan asosiatif yang akan digunakan dapat diukur dengan dua parameter yaitu *support* (nilai *support*) yang merupakan persentase kombinasi *itemset* dari transaksi dalam *database*, dan *confidence* (nilai *kepastian*) yang merupakan persentase kekuatan hubungan antar *itemset* dalam aturan asosiasi berdasarkan pola frekuensi[17]. Analisis asosiasi dapat dipecah menjadi langkah-langkah umum berikut:

1. Support

Tahapan ini terdiri dari pembentukan pola frekuensi tinggi dari kandidat kombinasi item; jika tidak ada pola frekuensi tinggi baru yang diperoleh dari kandidat kombinasi item, prosedur dihentikan. Untuk mencari pola kombinasi item yang memenuhi persyaratan *support* minimum, seperti persamaan (1).

$$\text{Support } (A) = \frac{\Sigma \text{transaksi mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \quad \dots (1)$$

Sedangkan untuk nilai *support* 2 item maka didapat persamaan (2)

$$\text{Support } (A, B) = \frac{\Sigma \text{transaksi yang mengandung } A \& B}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

2. Confidence

Pada tahap ini, keakuratan aturan asosiasi diperiksa dengan melihat bagaimana penawaran di *database* yang memiliki item A dan item B di keranjang belanja ditampilkan. Dengan nilai kepercayaan, kita dapat mengetahui seberapa kuat

hal-hal dalam aturan asosiasi terkait satu sama lain. Nilai *confidence* dapat dilihat pada persamaan (3)

$$\text{Confidence } (A, B) = \frac{\Sigma \text{transaksi yang mengandung } A \& B}{\text{Total transaksi yang mengandung } A} \times 100\% \quad \dots (3)$$

2.4 Tahap Modelling

Pada tahapan ini dilakukan pemodelan data *mining* dengan menggunakan web dan algoritma apriori. Pembuatan model algoritma apriori dengan web dengan bahasa pemrograman HTML dan PHP.

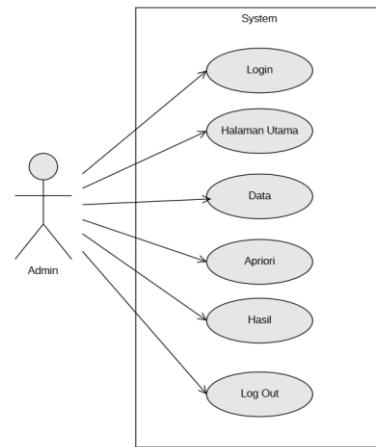
2.5 Tahap Evaluasi

Pada tahapan ini yaitu tahap pengolahan data berupa penerapan model algoritma dalam bentuk web dan keterkaitan antar produk akan dianalisis dan diinterpretasikan untuk mendapatkan informasi baru yang dapat menggambarkan bagaimana cara konsumen membeli barang. Informasi yang terkumpul akan digunakan untuk membuat usulan kegiatan pemasaran yang dapat dilakukan Toko Sembako Solo Latri.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Use Case Diagram

Use Case merupakan pola atau bentuk terhadap perilaku yang menunjukkan sistem. Setiap *Use Case* merupakan sebuah deretan dari transaksi-transaksi yang terkait dari sebuah aktor dan sistem dalam sebuah dialog[18]. Gambar 2 adalah *Use Case* pada penelitian ini.

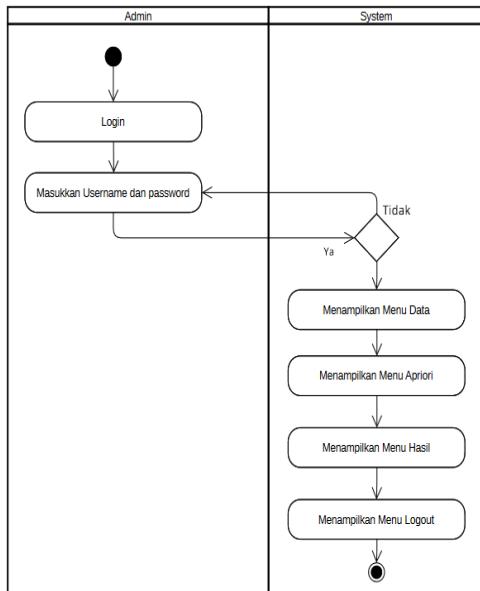


Gambar 2. Use Case Diagram Penjualan

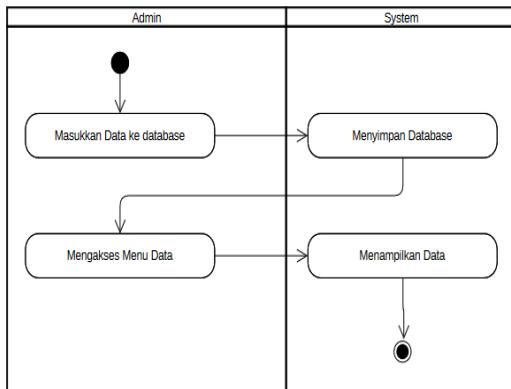
3.2 Activity Diagram

Diagram Aktivitas menunjukkan tahapan kerja, aktivitas, alternatif tindakan, pengulangan, dan hasil[19].

Gambar 3 memperlihatkan *Activity Diagram* pada saat admin memasukkan *username* dan *password*. Jika *login* valid maka sistem akan menampilkan Data, Apriori, Hasil, dan *logout*. Jika tidak, itu akan dialihkan ke halaman *login*.

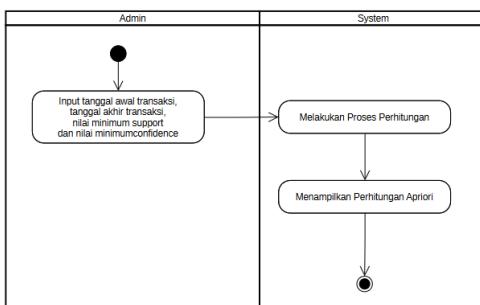


Gambar 3. Diagram Activity Login



Gambar 4. Diagram Activity Data Transaksi

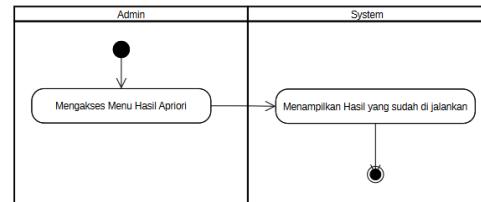
Pada Gambar 4 merupakan gambaran dari *Activity Diagram* ketika admin mengakses data. Pada menu ini user harus memasukkan data ke *database*, setelah itu sistem akan menyimpan ke dalam *database*. Kemudian, user mengakses ke menu data lalu sistem akan menampilkan data.



Gambar 5. Diagram Activity Perhitungan Algoritma Apriori

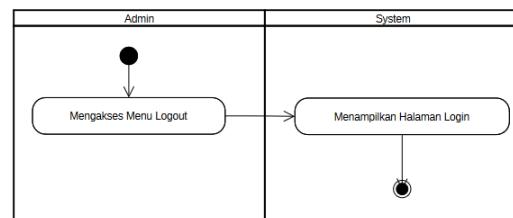
Pada Gambar 5 merupakan gambaran dari *Activity Diagram* ketika user mengakses menu apriori. Pada menu ini user dapat memasukkan tanggal awal transaksi, tanggal akhir transaksi, nilai minimum

support dan nilai minimum *confidence* yang selanjutnya akan diproses oleh sistem untuk dilakukan perhitungan dengan algoritma apriori. Setelah itu sistem akan menampilkan hasil perhitungan.



Gambar 6. Diagram Activity Hasil Perhitungan Algoritma Apriori

Pada Gambar 6 merupakan gambaran dari *Activity Diagram* ketika user mengakses menu hasil apriori. User dapat melihat detail hasil perhitungan yang telah dilakukan oleh user.

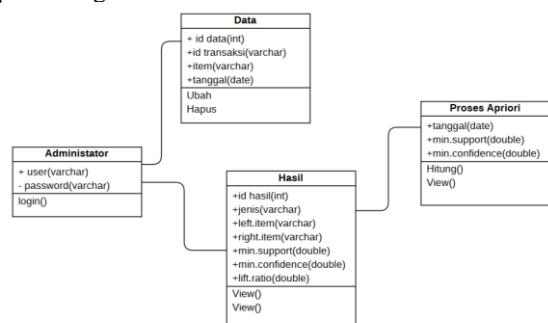


Gambar 7. Diagram Activity Logout

Gambar 7 memperlihatkan seperti apa diagram aktivitas saat admin masuk ke menu *logout*.

3.3 Class Diagram

Class Diagram adalah sebuah diagram yang menunjukkan hubungan antar *class* yang didalamnya terdapat atribut dan fungsi dari suatu objek[20]. Pada Gambar 8 merupakan *class* diagram pada perancangan.



Gambar 8. Class Diagram Penjualan

3.4 Hasil

Pada Gambar 9 merupakan *login* aplikasi web. Pada halaman *login* memiliki 2 *TextBox* yang digunakan untuk mengisi data *username* dan *password*, serta 1 *Button* yang digunakan untuk melakukan proses *login* yang dilakukan oleh admin untuk pindah ke halaman *dashboard*.

Gambar 9. Halaman Login



Gambar 10. Halaman Beranda

Pada Gambar 10 adalah halaman *dashboard* memiliki beberapa menu utama diantaranya yakni menu data transaksi, apriori, hasil dan *logout*.

Data			
No	Transaksi	Data	Tanggal
1	777.01.02.1	Indomie Rasa Soto	2023-02-01
2	777.01.02.1	Susu Bencow Puch 29 Gr X 10 Sachet	2023-02-01
3	777.01.02.1	Sun Bubur Bay Ayam Kompor & Rayam 20 Gr X 8 Sachet	2023-02-01
4	777.01.02.1	Sun Bubur Bay Pisang 20 Gr X 8 Sachet	2023-02-01
5	777.01.02.1	Gula Pasir	2023-02-01
6	777.01.02.1	Sun Bubur Bay Kacang Ijo 20 Gr X 8 Sachet	2023-02-01
7	777.01.02.1	Sun Bubur Bay Beras Merah 20 Gr X 8 Sachet	2023-02-01
8	777.01.02.1	Indomie Goreng	2023-02-01

Gambar 11. Halaman Data Transaksi

Pada Gambar 11 adalah halaman data transaksi dengan atribut nomor transaksi, nama item dan tanggal pembelian.

Gambar 12. Halaman Perhitungan Algoritma Apriori

Pada Gambar 12 adalah halaman perhitungan algoritma apriori dimana ada yang harus diinputkan berupa tanggal awal pembelian, tanggal akhir pembelian, nilai min *support* dan nilai minimum *confidence*. Setelah semuanya terisi maka tinggal di hitung.

Hasil Asosiasi			
Hard Apriori			
Jumlah Data			65
Waktu Eksekusi			48.17399597168 detik
Memory Digunakan			2928.265625 kilo byte
Min. Support			50 %
Min. Confidence			50 %
Show 10 entries			
Search:			
No	Rule	Support	Confident
1	pemper celana maries uluran x, 300g x 6 pcs => pemper celana maries uluran, 300g x 6 pcs	50.77%	97.00%
2	pemper celana maries uluran, 300g x 6 pcs => pemper celana maries uluran, 300g x 6 pcs	50.77%	97.00%
3	pempers moko moko uluran, 1,24kg x 6 pcs => pemper celana maries uluran, 3,20kg x 6 pcs	50.77%	97.00%

Gambar 13. Halaman Hasil Perhitungan Algoritma Apriori

Pada Gambar 13 merupakan halaman hasil penjualan secara *default* akan menampilkan hasil penjualan pada tanggal sekarang, tetapi kita juga bisa cek hasil penjualan berdasarkan rentang tanggal yang diinginkan.

3.5 Pembahasan

Pada penelitian ini digunakan 5 data transaksi hasil penjualan sembako di Toko Sembako Solo Latri. Setelah data terkumpul dan bersih selanjutnya data akan di hitung menggunakan algoritma apriori. Pada penelitian ini menghasilkan 7 kombinasi *itemset* dengan nilai minimum *support* 50% dan nilai *confidance* 50%, maka hasil perhitungannya sebagai berikut :

1. Kombinasi 1 *Itemset*

Tabel 3. Kombinasi 1 Itemset

No	Items	Qty
1	Indomie Rasa Soto	62
2	Pucuk Harum Teh 350ml	49
3	Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet	55
4	Indomie Goreng	63
5	Bear Brand Susu Steril 189ml	29

Support (Indomie Rasa Soto)

$$= \frac{62}{65} \times 100\% = 95.38\%$$

Support (Pucuk Harum Teh 350ml)

$$= \frac{49}{65} \times 100\% = 75.38\%$$

Support (Kapal Api Special Mix 24 Gr x 12 Sachet)

$$= \frac{55}{65} \times 100\% = 84.62\%$$

Support (Indomie Goreng)

$$= \frac{63}{65} \times 100\% = 96.92\%$$

Support (bear brand susu steril 189ml)

$$= \frac{29}{65} \times 100\% = 44.62\%$$

2. Kombinasi 2 *Itemset*

Tabel 4. Kombinasi 2 Itemset

No	Items	Qty
1	Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml	47
2	Indomie Rasa Soto, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet	54
3	Indomie Rasa Soto, Indomie Goreng	62
4	Indomie Rasa Soto, Tepung Terigu 1 Kg	50
5	Indomie Rasa Soto, Indomie Rendang	44

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml)

$$= \frac{62}{65} \times 100\% = 72.31\%$$

Support (Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, Indomie Rasa Soto)

$$= \frac{54}{65} \times 100\% = 83.08\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Indomie Goreng)

$$= \frac{62}{65} \times 100\% = 95.38\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Tepung terigu 1 Kg)

$$= \frac{50}{65} \times 100\% = 76.38\%$$

3. Kombinasi 3 Itemset

Tabel 5. Kombinasi 3 Itemset

No	Items	Qty
1	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet	45
2	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, indomie goreng	47
3	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, tepung terigu 1 kg	37
4	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, indomie rendang	39
5	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, indomie soto spesial	39

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet)

$$= \frac{45}{65} \times 100\% = 69.23\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Indomie Goreng)

$$= \frac{47}{65} \times 100\% = 72.31\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Tepung Terigu 1 Kg)

$$= \frac{37}{65} \times 100\% = 56.92\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Indomie Rendang)

$$= \frac{39}{65} \times 100\% = 60\%$$

4. Kombinasi 4 Itemset

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, indomie goreng)

$$= \frac{45}{65} \times 100\% = 69.23\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, Tepung Terigu 1 kg)

$$= \frac{36}{65} \times 100\% = 55.38\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, indomie rendang)

$$= \frac{37}{65} \times 100\% = 56.92\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, indomie soto spesial)

$$= \frac{37}{65} \times 100\% = 56.92\%$$

Tabel 6. Kombinasi 4 Itemset

No	Items	Qty
1	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng	45
2	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, tepung terigu 1 kg	36
3	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie rendang	37
4	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie soto spesial	37
5	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, tepung tapioka 1 kg	34

5. Kombinasi 5 Itemset

Tabel 7. Kombinasi 5 Itemset

No	Items	Qty
1	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg	36
2	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, indomie rendang	37
3	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, indomie soto spesial	37
4	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung tapioka 1 kg	34
5	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 500gr	34

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, indomie goreng, Tepung terigu 1 Kg)

$$= \frac{36}{65} \times 100\% = 55.38\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, Indomie Goreng, Indomie Rendang)

$$= \frac{37}{65} \times 100\% = 56.92\%$$

Support (Indomie Rasa Soto, Pucuk Harum Teh 350ml, Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, Indomie Goreng, Indomie Soto Spesial)

$$= \frac{37}{65} \times 100\% = 56.92\%$$

$$\begin{aligned} Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ Indomie Goreng \\ Tepung Tapioka 1 Kg \end{array} \right) \\ & = \frac{34}{65} \times 100\% = 52.31\% \end{aligned}$$

6. Kombinasi 6 Itemset

Tabel 8. Kombinasi 6 Itemset

No	Items	Qty
1	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, indomie rendang	33
2	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, indomie soto spesial	29
3	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, tepung tapioka 1 kg	34
4	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, tepung terigu 500gr	32
5	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, pempers goon pants ukuran m, 200 g x 10 pcs	18

$$\begin{aligned} Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ indomie rendang \end{array} \right) \\ & = \frac{33}{65} \times 100\% = 50.77\% \\ Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ indomie soto spesial \end{array} \right) \\ & = \frac{29}{65} \times 100\% = 44.62\% \\ Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ tepung tapioka 1 Kg \end{array} \right) \\ & = \frac{34}{65} \times 100\% = 52.31\% \\ Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ Tepung terigu 500 gr \end{array} \right) \\ & = \frac{32}{65} \times 100\% = 49.32\% \end{aligned}$$

7. Kombinasi 7 Itemset

$$\begin{aligned} Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ indomie rendang \\ tepung tapioka 1 Kg \end{array} \right) \\ & = \frac{31}{65} \times 100\% = 47.69\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ indomie rendang \\ tepung terigu 500 gr \end{array} \right) \\ & = \frac{30}{65} \times 100\% = 46.15\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ indomie rendang \\ indomie soto spesial \end{array} \right) \\ & = \frac{28}{65} \times 100\% = 43.08\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Support & \left(\begin{array}{l} Indomie Rasa Soto, \\ Pucuk Harum Teh 350ml, \\ Kapal Api Special Mix 24 Gr X 12 Sachet, \\ indomie goreng \\ Tepung terigu 1 Kg \\ indomie rendang \\ pempers goon pants ukuran m, 200 g x 10 pcs \end{array} \right) \\ & = \frac{17}{65} \times 100\% = 26.15\% \end{aligned}$$

Tabel 9. Kombinasi 7 Itemset

No	Items	Qty
1	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, indomie rendang, tepung tapioka 1 kg	31
2	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, indomie rendang, tepung terigu 500gr	30
3	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, indomie rendang, indomie soto spesial	28
4	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, indomie rendang, pempers goon pants ukuran m, 200 g x 10 pcs	17
5	indomie rasa soto, pucuk harum teh 350ml, kapal api special mix 24 gr x 12 sachet, indomie goreng, tepung terigu 1 kg, indomie rendang, pempers goon pants ukuran l, 200 g x 10 pcs	17

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pengujian pembuatan web menggunakan algoritma apriori untuk produk *bundling* di Toko Sembako Solo Latri menghasilkan pola asosiasi yang terbentuk dengan nilai minimum *support* 50% dan nilai minimum *confidence* 50% menghasilkan 7 aturan asosiasi. dan hasil pola kombinasi *itemset* tertinggi yang diperoleh adalah indomie rasa soto → indomie goreng, dan dengan nilai *support* 95.38% dan nilai *confidence* 100%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Rahmatuloh and M. Rizky Revanda, "Rancang Bangun Sistem Informasi Jasa Pengiriman Barang Pada Pt. Haluan Indah Transporindo Berbasis Web," *J. Tek. Inform.*, vol. 14, no. 1, 2022.

- [2] A. F. Saiful Rahman, M. W. Kasrani, and I. Muslimin, "Prototipe Timbangan Digital Pada Gudang Sembako Berbasis Web," *J. Tek. Elektro Uniba (JTE UNIBA)*, vol. 6, no. 2, 2022, doi: 10.36277/jteuniba.v6i2.142.
- [3] N. Husin, "Sistem Pemesanan Grosir Sembako berbasis Web pada Toko Indra Jakarta Timur," *J. Esensi Infokom J. Esensi Sist. Inf. dan Sist. Komput.*, vol. 4, no. 1, 2020, doi: 10.55886/infokom.v4i1.316.
- [4] V. A. Fitria, R. D. Indahsari, and M. S. Masykur, "Pembuatan Aplikasi Peramalan Harga Sembako Di Kota Malang Berbasis Web," *SISTEMASI*, vol. 8, no. 1, 2019, doi: 10.32520/stmsi.v8i1.397.
- [5] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, and P. Smyth, "From data mining to knowledge discovery in databases," *AI Mag.*, vol. 17, no. 3, 1996.
- [6] D. T. Larose, *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*. 2005. doi: 10.1002/0471687545.
- [7] G. A. Marcoulides, "Discovering Knowledge in Data: an Introduction to Data Mining," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 100, no. 472, 2005, doi: 10.1198/jasa.2005.561.
- [8] P. Tanna and D. Y. Ghodasara, "Using Apriori with WEKA for Frequent Pattern Mining," *Int. J. Eng. Trends Technol.*, vol. 12, no. 3, pp. 127–131, 2014, doi: 10.14445/22315381/ijett-v12p223.
- [9] D. Rizaldi and A. Adnan, "Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru," *J. Stat. dan Apl.*, vol. 5, no. 1, 2021, doi: 10.21009/jsa.05103.
- [10] N. F. FAHRUDIN, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis," *MIND J.*, vol. 1, no. 2, 2019, doi: 10.26760/mindjournal.v4i1.13-23.
- [11] L. Kurniawati, A. E. Kusuma, and B. Dewansyah, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Persediaan Spare Part Compressor," *Comput. Eng. Sci. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, 2019, doi: 10.24114/cess.v4i1.11303.
- [12] A. Wadanur and A. A. Sari, "Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth pada Penjualan Spareparts," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.29408/edumatic.v6i1.5470.
- [13] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. Nugroho Triwibowo, and P. Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail," *MATRIX J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 3, 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.
- [14] I. Ananda and U. Salamah, "Determination Of Sales Data Patterns Using The Association Rules Apriori Method," *Int. J. Inf. Syst. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, 2020.
- [15] P. M. Hasugian, "Pengujian Algoritma Apriori Dengan Aplikasi Weka Dalam Pembentukan Asosiasi Rule," *J. Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, pp. 98–103, 2017.
- [16] A. R. Riszky and M. Sadikin, "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 7, no. 3, 2019, doi: 10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108.
- [17] E. Elisa, "Market Basket Analysis Pada Mini Market Ayu Dengan Algoritma Apriori," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 2, no. 2, 2018, doi: 10.29207/resti.v2i2.280.
- [18] I. Wijayanto, "Komparasi Metode FIFO Dan Moving Average Pada Sistem Informasi Akuntansi Persediaan Barang Dalam Menentukan Harga Pokok Penjualan (Studi Kasus Toko Satrio Seputih Agung)," vol. 3, no. 2, pp. 55–62, 2022.
- [19] A. F. Prasetya, S. Sintia, and U. L. D. Putri, "Perancangan Aplikasi Rental Mobil Menggunakan Diagram UML (Unified Modelling Language)," *J. Ilm. Komput.* ..., vol. 1, no. 1, 2022.
- [20] T. Arianti, A. Fa'izi, S. Adam, and Mira Wulandari, "Perancangan Sistem Informasi Perpustakaan Menggunakan Diagram Uml (Unified Modelling Language)," *J. Ilm. Komput.* ..., vol. 1, no. 1, 2022.