

Penerapan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Menganalisis Pola Pembelian Konsumen Pada Toko Kelontong

Application of Associations Using the Apriori Algorithm to Analyze Consumer Purchase Patterns at Grocery Stores

Oka Ristawaty Sirait¹, Sumarno², Nani Hidayati³
STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Article Info

Genesis Artikel:

Diterima, 18 November 2022

Direvisi, 28 Desember 2022

Disetujui, 25 Januari 2023

Kata Kunci:

Apriori

Asosiasi

Data Mining

Konsumen

Pola Pembelian

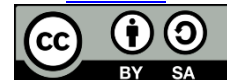
ABSTRAK

Toko Kelontong menjual berbagai jenis bahan-bahan untuk kehidupan sehari-hari. Setiap hari nya banyak pelanggan yang berbelanja ke Toko Kelontong. Setiap barang yang terjual di Toko Kelontong akan menghasilkan data penjualan, tetapi data tersebut belum dapat di manfaatkan secara maksimal. Sehingga diperlukan suatu analisis data yang dapat membantu Toko Kelontong memperoleh pengetahuan berupa pola-pola penjualan dalam periode tertentu. Algoritma yang digunakan sebagai proses utama dari analisis penjualan bahan-bahan di Toko kelontong adalah algoritma apriori dengan menggunakan penerapan nilai minimum support sebesar 50% dan nilai minimum confidence sebesar 70% yang memenuhi nilai minimum support dan nilai minimum confidence, dan transaksi penjualan untuk menemukan aturan asosiasi. Hasil pengujian dengan menggunakan algoritma apriori akan menunjukkan hasil yang telah memenuhi kebutuhan dan penentuan pola pembelian bahan-bahan di Toko Kelontong berdasarkan barang yang paling sering dibeli oleh para pelanggan.

ABSTRACT

The grocery store sells various types of ingredients for everyday life. Every day many customers shop at the grocery store. Every item sold at the Grocery Store will generate sales data, but this data cannot be utilized optimally. So we need a data analysis to help the Grocery Store gain knowledge of sales patterns in a certain period. The algorithm used as the primary process of analyzing the sale of ingredients in grocery stores is an a priori algorithm using the application of a minimum support value of 50% and a minimum confidence value of 70%, which meets the minimum support value and minimum confidence value, and sales transactions to find association rules. The Apriori algorithm test results will show results that have met the needs and determine the pattern of purchasing materials at the Grocery Store based on the items that customers most frequently purchase.

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



Penulis Korespondensi:

Oka Ristawaty Sirait,

Program Studi Teknik Informatika,

STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: okarista001@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Data mining dapat diterapkan diberbagai bidang dalam menyelesaikan masalah, begitu pula halnya di tempat penjualan bahan-bahan pokok contohnya seperti di toko kelontong. Toko kelontong menjual berbagai jenis bahan kebutuhan pokok, setiap hari para pelanggan membeli bahan-bahan pokok seperti beras, minyak, gula, dan lain-lain. Penerapan data mining dapat dimanfaatkan untuk mengetahui analisa pola pembelian konsumen pada toko kelontong. Pada penelitian ini akan membahas toko kelontong Bu Ningsih yang terletak di Jl.Asahan Km,17 Kecamatan Gunung Malela. Banyak pelanggan yang setiap hari berbelanja dengan jenis barang yang berbeda-beda, dengan banyak nya barang yang terjual setiap hari maka dapat diterapkan

sistem transaksi penjualan yang baik supaya dapat mengetahui transaksi penjualan bahan-bahan yang paling sering dibeli para konsumen. Masalah yang sering dihadapi adalah ketersediaan bahan-bahan pokok yang tidak dapat memenuhi keinginan para konsumen dan ketika para konsumen tidak mendapatkan apa yang mereka cari membuat para konsumen kecewa dan berbelanja di Toko Kelontong lain dan sangat berdampak kerugian bagi Toko Kelontong Bu Ningsih. Pada saat melakukan penyetoran barang yang kurang diminati para konsumen dan sebaliknya ketika tidak melakukan penyetoran barang justru barang yang tidak tersedia stoknya ternyata barang yang paling sering dicari para konsumen.

Salah satu cara mengatasi permasalahan ini yaitu dengan mencari tau pola pembelian konsumen, dengan begitu maka dapat diketahui bahan-bahan pokok apa saja yang laku terjual setiap hari nya di Toko Kelontong Bu Ningsih. Penerapan pola pembelian konsumen dapat dilihat dari data transaksi penjualan di Toko Kelontong Bu ningsih setiap harinya dan data tersebut merupakan data penjualan dalam satu bulan, data akan diterapkan ke dalam *data mining* menggunakan algoritma apriori *association rule*, dan memanfaatkan data transaksi penjualan yang diperoleh berdasarkan barang yang dibeli oleh konsumen secara bersamaan yang berbelanja di Toko Kelontong Bu Ningsih. Data yang akan digunakan untuk pengambilan keputusan yaitu data pemesanan barang yang paling banyak diminati oleh para konsumen dan yang tidak banyak diminati oleh para konsumen dan dapat memperbanyak stok bahan-bahan yang paling diminati supaya tidak membuat konsumen kecewa, sehingga pengelolaan yang baik akan mendapatkan keuntungan bagi toko kelontong ini.

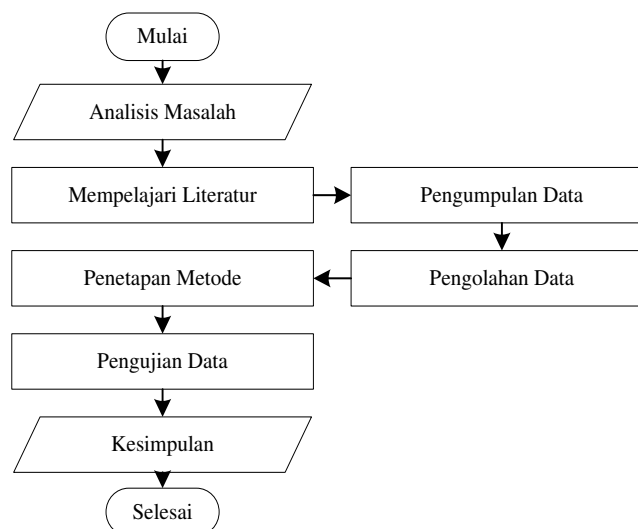
Perlu dilakukan penelitian mengenai hal ini, terutama menggunakan teknologi yang ter sistem dan terkomputerisasi, karena telah banyak penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dan terbukti mampu memecahkan banyak masalah yang sifatnya statistik, kelompok, rumit dan saling berkaitan [1]–[10]. Baik yang berkaitan dengan penunjang keputusan [11]–[19], kecerdasan buatan [20]–[29], hingga penambangan data [30]–[39]. Bagian terakhir ini lah (Data mining) yang dianggap tepat untuk menyelesaikan masalah pada penelitian ini, yakni berupa analisa untuk membantu pemilik toko kelontong dalam mendapatkan informasi dengan menerapkan data mining metode Apriori untuk menentukan pola penataan dan mengetahui barang yang paling diminati dan sering dibeli. Data mining merupakan proses yang menggunakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan machine learning untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar [40]–[42]. Algoritma Apriori adalah salah satu algoritma yang melakukan pencarian *frekuensi item set* dengan menggunakan teknik *association rule*. Algoritma Apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya [43]–[45].

Penerapan sistem ini diharapkan dapat membantu untuk mempermudah dalam menentukan pembelian produk dengan penataan yang sesuai, dimana hal ini sangat berguna bagi konsumen dalam membeli suatu produk yang diinginkan serta untuk mempermudah pemilik toko dalam menyiapkan stok barang yang diinginkan dan paling dicari oleh konsumen.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian dapat dilihat dalam rancangan *flowchart* yang disajikan pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

Gambar 1 menjelaskan rancangan penelitian yang dilakukan untuk mencari faktor yang dominan pada pola pembelian konsumen di Toko Kelontong Bu Ningsih dengan menggunakan algoritma Apriori yang terdiri dari :

1. Analisis Masalah

Tahapan ini dilakukan menganalisis masalah yang terkait dengan pola pembelian konsumen terhadap penjualan bahan dan barang sehari-hari yang dijual di Toko Kelontong Bu Ningsih.

2. Mempelajari Literatur

Tahapan ini dilakukan untuk mencari rujukan yang dapat digunakan untuk memperoleh informasi dan teori yang mendukung dalam penelitian.

3. Pengumpulan Data

Pengumpulan Data menggunakan sampel yang diperoleh dari data primer pada Toko Kelontong Bu Ningsih selama 5 hari dari tanggal 21 April 2022 sampai 25 April 2022.

4. Pengolahan Data

Pengolahan data dilakukan dengan Data Transformation Service (DTS) yaitu dari data primer pada Toko Kelontong Bu Ningsih dipindahkan kedalam bentuk *Microsoft Excel*.

5. Penetapan Metode

Metode pada penelitian ini menggunakan teknik data mining asosiasi dengan algoritma Apriori.

6. Pengujian Data

Pengujian data dilakukan dengan menggunakan aplikasi *Rapid Miner 5.3*.

7. Kesimpulan

Kesimpulan diperoleh setelah pengujian data pada pola pembelian konsumen di Toko Kelontong Bu Ningsih selesai dilakukan dengan menggunakan *Software Rapid Miner*, dan mendapatkan suatu hubungan dari data tersebut. Sehingga dapat mencari solusi dalam memperbaiki pelayanan pola pembelian konsumen di Toko Kelontong Bu Ningsih.

2.2. Data Penelitian

Data penjualan di Toko Kelontong diolah dengan variabel data transaksi penjualan menggunakan algoritma apriori untuk menentukan nilai barang dari transaksi pembelian konsumen berdasarkan dari hasil presentasi nilai *support* dan *confidence* tertinggi. Adapun variabel penelitiannya sebagai berikut:

1. Tanggal, yaitu tanggal untuk data transaksi per hari.

2. Nama produk, yaitu deskripsi atau nama barang yang sering dibeli oleh konsumen.

Data penelitian yang dikumpulkan sebanyak 22 item. Setelah data diperoleh maka ada beberapa tahapan *preparation* data yang dapat dilakukan dengan beberapa teknik sebagai berikut:

1. *Data Cleaning* yaitu proses pembersihan data untuk memastikan data yang telah dipilih layak atau tidak layak dalam proses pemodelan pada data mining, dalam penelitian ini dilakukan pembersihan data dengan menghilangkan data yang tidak lengkap.

2. *Data Selection* yaitu akan digunakan dalam proses menemukan keterkaitan barang yang dilakukan transaksi secara bersamaan. Data yang akurat dapat dilakukan dengan mengolah data untuk mencari hasil dari masalah pada penelitian dengan menggunakan *Rapid Miner* dan mengambil hasil keputusan dari klasifikasi dengan menggunakan algoritma apriori.

Berikut ini adalah sampel data dari penelitian ini.

Tabel 1. Tabel Data Penjualan

Tanggal	Nama Barang
1/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Gula, Kopi, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Permen, Rokok, Saus, Shampo, Teh, Telur
2/Maret/2022	Beras, Garam, Kecap, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Pasta Gigi, Permen, Rokok, Roti, Sabun, Shampo, Susu, Telur, Tepung
3/Maret/2022	Air Mineral, Beras, Gas Elpiji, Gula, Kopi, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Pasta Gigi, Rokok, Roti, Sabun, Sapu, Teh, Telur
4/Maret/2022	Gas Elpiji, Kopi, Makanan Ringan, Mie Instan, Permen, Rokok, Saus, Teh
5/Maret/2022	Beras, Garam, Gula, Kecap, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Permen, Rokok, Roti, Shampo, Susu, Teh, Telur, Tepung
6/Maret/2022	Air Mineral, Beras, Garam, Gula, Kecap, Kopi, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Pasta Gigi, Permen, Rokok, Roti, Sabun, Sapu, Shampo, Telur
7/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Gula, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Roti
8/Maret/2022	Gas Elpiji, Kopi, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Rokok, Teh, Telur
9/Maret/2022	Beras, Garam, Gula, Kecap, Makanan Ringan, Pasta Gigi, Rokok, Sabun, Saus, Shampo, Teh, Telur, Tepung
10/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Permen, Sapu
11/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Gula, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Pasta Gigi, Susu
12/Maret/2022	Garam, Kopi, Makanan Ringan, Saus, Shampo, Susu, Teh, Telur
13/Maret/2022	Beras, Kecap, Makanan Ringan, Mie Instan, Rokok
14/Maret/2022	Gas Elpiji, Gula, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Permen, Rokok, Telur, Tepung
15/Maret/2022	Air Mineral, Garam, Gas Elpiji, Gula, Kecap, Mie Instan, Minyak Goreng, Pasta Gigi, Rokok, Roti, Sabun, Telur
16/Maret/2022	Beras, Kopi, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Rokok, Sabun, Sapu, Shampo, Susu, Teh
17/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Gula, Makanan Ringan, Roti, Susu, Teh
18/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Kopi, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Permen, Rokok, Saus, Shampo, Teh, Telur, Tepung
19/Maret/2022	Beras, Garam, Gas Elpiji, Gula, Makanan Ringan, Mie Instan, Pasta Gigi, Rokok, Telur
20/Maret/2022	Kopi, Makanan Ringan, Mie Instan, Pasta Gigi, Rokok, Sabun, Susu, Tepung
21/Maret/2022	Beras, Garam, Gas Elpiji, Minyak Goreng, Permen, Rokok, Roti, Sabun, Shampo, Susu
22/Maret/2022	Gas Elpiji, Gula, Kecap, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Rokok, Teh
23/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Makanan Ringan, Mie Instan, Rokok, Sabun, Saus, Teh, Telur
24/Maret/2022	Garam, Kopi, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Roti, Sabun
25/Maret/2022	Beras, Kopi, Makanan Ringan, Pasta Gigi, Permen, Sabun, Teh, Telur

Tanggal	Nama Barang
26/Maret/2022	Beras, Gula, Mie Instan, Permen, Rokok, Shampo, Susu
27/Maret/2022	Beras, Gas Elpiji, Gula, Kecap, Makanan Ringan, Minyak Goreng, Rokok, Teh, Telur, Tepung
28/Maret/2022	Garam, Gas Elpiji, Minyak Goreng, Rokok, Saus, Shampo, Susu, Telur
29/Maret/2022	Beras, Garam, Gas Elpiji, Gula, Kecap, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Shampo, Telur
30/Maret/2022	Beras, Garam, Gas Elpiji, Kopi, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Permen, Sabun
31/Maret/2022	Garam, Gula, Kopi, Makanan Ringan, Mie Instan, Minyak Goreng, Pasta Gigi, Rokok, Roti, Sapu, Teh

2.3. Tabular Data Transaksi

Berdasarkan data pada tabel 1, maka transaksi yang dapat di bentuk berdasarkan tabel tabular untuk mempermudah dalam mengetahui berapa banyak item yang dibeli pada setiap transaksi dapat dilihat pada tabel 2 berikut.

Tabel 2. Tabular Data Transaksi

T	AM	B	G	GE	Gu	K	Ko	MR	MI	MG	PG	P	R	Ro	S	Sa	Ss	Sh	Su	Th	Tl	Tp
1	0	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	0
2	0	1	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1
3	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0
4	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0
5	0	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1
6	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0
7	0	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0
9	0	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	1	0	1	1	1
10	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
11	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
12	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0
13	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1
15	1	0	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0
16	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
17	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0
18	0	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1	0	0	0	1	1	0	1	1	1
19	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0
20	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	1
21	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0
22	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
23	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	0
24	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
25	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0
26	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0
27	0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1
28	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0
29	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0
30	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
31	0	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0

Keterangan : T = Transaksi, AM = Air Mineral, B = Beras, G = Garam, GE = Gas Elpiji, Gu = Gula, K = Kecap, Ko = Kopi, MR = Makanan Ringan, MI = Mie Instan, MG = Minyak Goreng, PG = Pasta Gigi, P = Permen, R = Rokok, Ro = Roti, S = Sabun, Sa = Sapu, Ss = Saus, Sh = Shampo, Su = Susu, Th = Teh, Tl = Telur, Tp = Tepung. Nilai 0 menyatakan bahwa barang tidak dibeli oleh konsumen dan 1 menyatakan bahwa barang dibeli oleh konsumen.

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1. Pembentukan 1 Itemset

Pada bagian ini perhitungan dan pengolahan data pada masalah yang diteliti dapat dihitung dengan menggunakan algoritma Apriori. Sebelum menentukan pola dari data transaksi, dapat dilakukan pencarian barang yang paling sering dibeli oleh para konsumen yang tertera pada tabel transaksi untuk menentukan nilai *support* setiap barang. Pada tahap ini mencari kombinasi *item* yang memenuhi nilai minimum *support*. Aturan minimum *support* yang ditetapkan pada penelitian ini adalah 50%. Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai *support* yaitu sebagai berikut.

$$\text{Support (A)} = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A}}{\sum \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (1)$$

Menghitung 1 itemset:

$$\text{Air Mineral} = \frac{3}{31} \times 100\% = 9,677419355$$

Begitu seterusnya sampai dengan menghitung itemset Tepung.

Data transaksi dengan perhitungan manual kombinasi 1 itemset dapat dilihat pada tabel 3 berikut.

Tabel 3. Kombinasi 1 Itemset

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Air mineral	3	9,677419355
2	Beras	21	67,74193548
3	Garam	13	41,93548387
4	Gas elpiji	19	61,29032258
5	Gula	16	51,61290322
6	Kecap	9	29,03225806
7	Kopi	13	41,93548387
8	Makanan ringan	27	87,09677419
9	Mie instan	16	51,61290322
10	Minyak goreng	21	67,74193548
11	Pasta gigi	10	32,25806452
12	Permen	12	38,70967742
13	Rokok	22	70,96774193
14	Roti	10	32,25806452
15	Sabun	12	38,70967742
16	Sapu	5	16,12903226
17	Saus	7	22,58064516
18	Shampo	12	38,70967742
19	Susu	9	29,03225806
20	Teh	16	51,61290322
21	Telur	17	54,83870968
22	Tepung	7	22,58064516

Nilai minimum *support* yang telah ditentukan adalah 50%, maka item yang memiliki nilai *support* kurang dari 50% dihilangkan. Hasil *support* kombinasi 1 itemset yang dihasilkan dapat dilihat pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Hasil Support Kombinasi 1 Itemset

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Beras	21	67%
2	Gas elpiji	19	61%
3	Gula	16	51%
4	Makanan ringan	27	87%
5	Mie instan	16	51%
6	Minyak goreng	21	67%
7	Rokok	22	70%
8	Teh	16	51%
9	Telur	17	54%

3.2. Pembentukan 2 Itemset

Setelah iterasi 1 diperoleh maka langkah selanjutnya dilakukan perhitungan untuk iterasi yang ke 2 untuk mendapatkan kombinasi yang berisi 2 itemset dan perhitungan dari nilai *support* nya. Rumus yang digunakan dalam mencari 2 itemset atau lebih yaitu:

$$\text{Support (A, B)} = \frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\Sigma \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Menghitung 2 itemset:

$$\text{Beras} - \text{Gas Elpiji} = \frac{13}{31} \times 100\% = 41,93548387$$

Begitu seterusnya sampai dengan menghitung itemset Teh – Telur.

Data transaksi dengan perhitungan manual kombinasi 2 itemset dapat dilihat pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Kombinasi 2 Itemset

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Beras – gas elpiji	13	41,93548387
2	Beras – gula	12	38,70967742
3	Beras – makanan ringan	19	61,29032258
4	Beras – mie instan	9	29,03225806
5	Beras – minyak goreng	14	45,16129032
6	Beras – rokok	14	45,16129032
7	Beras – teh	11	35,48387097
8	Beras – telur	12	38,70967742
9	Gas elpiji – gula	11	35,48387097
10	Gas elpiji – makanan ringan	16	51,61290322

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
11	Gas elpiji – mie instan	10	32,25806452
12	Gas elpiji – minyak goreng	15	48,38709677
13	Gas elpiji – rokok	13	41,93548387
14	Gas elpiji – teh	10	32,25806452
15	Gas elpiji – telur	11	35,48387097
16	Gula – makanan ringan	14	45,16129032
17	Gula – mie instan	7	22,58064516
18	Gula – minyak goreng	12	38,70967742
19	Gula – rokok	12	38,70967742
20	Gula – teh	7	22,58064516
21	Gula – telur	10	32,25806452
22	Makanan ringan – mie instan	14	45,16129032
23	Makanan ringan – minyak goreng	18	58,06451612
24	Makanan ringan – rokok	18	58,06451612
25	Makanan ringan – teh	16	51,61290322
26	Makanan ringan – telur	15	48,38709677
27	Mie instan – minyak goreng	10	32,25806452
28	Mie instan – rokok	12	38,70967742
29	Mie instan – teh	5	16,12903226
30	Mie instan – telur	8	25,80645161
31	Minyak goreng – rokok	15	48,38709677
32	Minyak goreng – teh	10	32,25806452
33	Minyak goreng – telur	12	38,70967742
34	Rokok – teh	12	38,70967742
35	Rokok – telur	14	45,16129032
36	Teh – telur	10	32,25806452

Karena minimum *support* yang ditentukan 50% maka kombinasi yang tidak memenuhi nilai *support* sebesar 50% akan dihilangkan. Maka data yang memenuhi nilai *support* sebesar 50% dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil *Support* Kombinasi 2 Itemset

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Beras – Makanan Ringan	19	61%
2	Gas Elpiji – Makanan Ringan	16	51%
3	Makanan Ringan – Minyak Goreng	18	58%
4	Makanan Ringan – Rokok	18	58%
5	Makanan Ringan – teh	16	51%

3.3. Pembentukan 3 Itemset

Setelah iterasi 1 diperoleh maka langkah selanjutnya dilakukan perhitungan untuk iterasi yang ke 2 untuk mendapatkan kombinasi yang berisi 2 itemset dan perhitungan dari nilai *support* nya. Rumus yang digunakan dalam mencari 2 itemset atau lebih yaitu:

$$\text{Support (A, B, C)} = \frac{\Sigma \text{Transaksi Mengandung A,B dan C}}{\Sigma \text{Transaksi}} \times 100\% \quad (2)$$

Menghitung 3 itemset:

$$\text{Beras – Gas Elpiji – Makanan Ringan} = \frac{12}{31} \times 100\% = 38,70967$$

Begitu seterusnya sampai dengan menghitung itemset Minyak Goreng – Rokok - Teh.

Data transaksi dengan perhitungan manual kombinasi 3 itemset dapat dilihat pada tabel 7 berikut.

Tabel 7. Kombinasi 3 Itemset

No	Item	Σ Transaksi	Support (%)
1	Beras – Gas elpiji – Makanan ringan	12	38,70967
2	Beras – Gas elpiji – Minyak goreng	10	32,25806
3	Beras – Gas elpiji – Rokok	7	22,58064
4	Beras – Gas elpiji – Teh	7	22,58064
5	Gas elpiji – Makanan ringan – Minyak goreng	12	38,70967
6	Gas elpiji – Makanan ringan – Rokok	10	32,25806
7	Gas elpiji – Makanan ringan – Teh	10	32,25806
8	Makanan ringan – Minyak goreng – Rokok	12	38,70967
9	Makanan ringan – Rokok – Teh	12	38,70967
10	Minyak goreng – Rokok – Teh	9	29,32258

Berdasarkan hasil perhitungan manual kombinasi 3 itemset, tidak memiliki minimal nilai *support* 50% maka dari kombinasi 3 itemset tidak ada yang memenuhi, maka kombinasi 2 itemset saja yang memiliki nilai *support* minimal 50%.

3.4. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah selesai menghitung nilai *support* maka selanjutnya menghitung nilai *confidence*. Nilai *confidence* yang penulis terapkan yaitu 70%. Rumus yang digunakan untuk menghitung nilai *confidence* yaitu sebagai berikut:

$$\text{Confidance } P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi Mengandung A}} \quad (3)$$

Menghitung nilai *Confidence*:

$$\text{Jika membeli Beras maka akan membeli Makanan Ringan} = \frac{19}{21} = 90\%$$

$$\text{Jika membeli Makanan Ringan maka akan membeli Beras} = \frac{19}{27} = 70\%$$

$$\text{Jika membeli Gas Elpiji maka akan membeli Makanan Ringan} = \frac{16}{19} = 84\%$$

$$\text{Jika membeli Makanan Ringan maka akan membeli Gas Elpiji} = \frac{16}{27} = 59\%$$

$$\text{Jika membeli Makanan Ringan maka akan membeli Minyak Goreng} = \frac{18}{27} = 66\%$$

$$\text{Jika membeli Minyak Goreng maka akan membeli Makanan Ringan} = \frac{18}{21} = 85\%$$

$$\text{Jika membeli Makanan Ringan maka akan membeli Rokok} = \frac{18}{27} = 66\%$$

$$\text{Jika membeli Rokok maka akan membeli Makanan Ringan} = \frac{18}{22} = 81\%$$

$$\text{Jika membeli Makanan Ringan maka akan membeli Teh} = \frac{16}{27} = 59\%$$

$$\text{Jika membeli Teh maka akan membeli Makanan Ringan} = \frac{16}{16} = 100\%$$

Setelah menghitung nilai *confidence*, kemudian mencari aturan asosiasi dari hasil pola frekuensi seperti pada perhitungan manual diatas. Berdasarkan hasil perhitungan 2 itemset maka di dapat nilai *confidence* seperti pada tabel 8 berikut.

Tabel 8. Kombinasi *Support* 2 Itemset Pembentukan Aturan Asosiasi

No	Aturan	Confidence
1	Jika membeli BERAS maka akan membeli MAKANAN RINGAN	19/21 90%
2	Jika membeli MAKANAN RINGAN maka akan membeli BERAS	19/27 70%
3	Jika membeli GAS ELPIJI maka akan membeli MAKANAN RINGAN	16/19 84%
4	Jika membeli MAKANAN RINGAN maka akan membeli GAS ELPIJI	16/27 59%
5	Jika membeli MAKANAN RINGAN maka akan membeli MINYAK GORENG	18/27 66%
6	Jika membeli MINYAK GORENG maka akan membeli MAKANAN RINGAN	18/21 85%
7	Jika membeli MAKANAN RINGAN maka akan membeli ROKOK	18/27 66%
8	Jika membeli ROKOK maka akan membeli MAKANAN RINGAN	18/22 81%
9	Jika membeli MAKANAN RINGAN maka akan membeli TEH	16/27 59%
10	Jika membeli TEH maka akan membeli MAKANAN RINGAN	16/16 100%

3.5. Laporan Asosiasi Final

Hasil dari pembentukan dari aturan asosiasi pada tabel 8 terdapat 10 aturan asosiasi parameter yang telah ditentukan yaitu nilai *minimum support* sebesar 50% dan nilai *minimum confidence* sebesar 70%. Data pada tabel 8 didapat nilai *minimum support* diatas 50% dan diterapkan aturan asosiasi agar mencari nilai *confidence* nya lebih mudah, dan nilai *confidence* yang diterapkan pada penelitian ini yaitu sebesar 70%, maka aturan asosiasi yang kurang dari 70% akan dihilangkan. Sehingga dengan penerapan nilai *confidence* sebesar 70% hanya ada 6 aturan asosiasi yang dapat memenuhi 70%. Aturan asosiasi final dapat dilihat pada tabel 9 berikut.

Tabel 9. Asosiasi Final

Aturan	Support	Confidence
Jika membeli MAKANAN RINGAN maka akan membeli BERAS	61%	70%
Jika membeli ROKOK maka akan membeli MAKANAN RINGAN	58%	81%
Jika membeli GAS ELPIJI maka akan membeli MAKANAN RINGAN	51%	84%
Jika membeli MINYAK GORENG maka akan membeli MAKANAN RINGAN	58%	85%
Jika membeli BERAS maka akan membeli MAKANAN RINGAN	61%	90%
Jika membeli TEH maka akan membeli MAKANAN RINGAN	51%	100%

Berdasarkan tabel 9 maka dapat dijelaskan bahwa hasil perhitungan data *mining* menggunakan algoritma apriori terhadap data transaksi penjualan di Toko Kelontong Bu Ningsih dengan penerapan nilai *minimum support* sebesar 50% dan nilai *minimum confidence* sebesar 70% yang memenuhi nilai *minimum support* dan nilai *minimum confidence* yaitu:

Pertama:

Jika membeli MAKANAN RINGAN maka akan membeli BERAS dengan nilai *support* 61% dan nilai *confidence* 70%

Kedua:

Jika membeli ROKOK maka akan membeli MAKANAN RINGAN dengan nilai *support* 58% dan nilai *confidence* 81%

Ketiga:

Jika membeli GAS ELPIJI maka akan membeli MAKANAN RINGAN dengan nilai *support* 51% dan nilai *confidence* 84%

Keempat:

Jika membeli MINYAK GORENG maka akan membeli MAKANAN RINGAN dengan nilai *support* 58% dan nilai *confidence* 85%

Kelima:

Jika membeli BERAS maka akan membeli MAKANAN RINGAN dengan nilai *support* 61% dan nilai *confidence* 90%

Keenam:

Jika membeli TEH maka akan membeli MAKANAN RINGAN dengan nilai *support* 51% dan nilai *confidence* 100%.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah dengan penggunaan data mining menggunakan metode asosiasi Apriori terbukti mampu mengetahui hasil analisis yang muncul secara bersamaan berdasarkan data penjualan di Minimarket Mawar Simp. Tangsi Balimbing dengan jumlah minimum support 30% dan confidence 80% menghasilkan 8 aturan asosiasi yang terbentuk. Hasil uji coba dengan *software Rapidminer 9.10* Sebagai alat bantu untuk membuktikan bahwa perhitungan data manual hasilnya sama dengan pengujian yang dilakukan menggunakan *software Rapidminer 9.10*.

REFERENSI

- [1] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, "Performance One-step secant Training Method for Forecasting Cases," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.
- [2] A. Wanto *et al.*, "Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm using Consumer Price Index Data in Indonesia," in *Proceedings of the 3rd International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (ICEST)*, 2021, no. 1, pp. 35–41.
- [3] T. Afriliansyah *et al.*, "Implementation of Bayesian Regulation Algorithm for Estimation of Production Index Level Micro and Small Industry," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [4] J. Wahyuni, Y. W. Paranthi, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara," *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 18–24, 2018.
- [5] E. Hartato, D. Sitorus, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Luas Panen Biofarmaka di Indonesia," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 49–56, 2018.
- [6] B. K. Sihotang and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 4, pp. 333–346, 2018.
- [7] I. S. Purba and A. Wanto, "Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018.
- [8] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, "Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.
- [9] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Di Indonesia Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 2, no. 1, pp. 53–62, 2019.
- [10] I. S. Purba *et al.*, "Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
- [11] A. Wanto and E. Kurniawan, "Seleksi Penerimaan Asisten Laboratorium Menggunakan Algoritma AHP Pada AMIK-STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar," *Jurnal Informatika dan Komputer (JIKO)*, vol. 3, no. 1, pp. 11–18, 2018.
- [12] A. Wanto and H. Damanik, "Analisis Penerapan Sistem Pendukung Keputusan Terhadap Seleksi Penerima Beasiswa BBM (Bantuan Belajar Mahasiswa) Pada Perguruan Tinggi Menggunakan Metode Simple Additive Weighting (SAW) (Studi Kasus : AMIK Tunas Bangsa Pematangsiantar)," in *Prosiding Seminar Nasional Rekayasa (SNTR) II*, 2015, no. 2, pp. 323–333.
- [13] M. Widyasuti, A. Wanto, D. Hartama, and E. Purwanto, "Rekomendasi Penjualan Aksesoris Handphone Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP)," *Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer (KOMIK)*, vol. I, no. 1, pp. 27–32, 2017.
- [14] R. Watrithos, W. A. Ritonga, A. Rengganis, A. Wanto, and M. Isa Indrawan, "Implementation of PROMETHEE-GAIA Method for Lecturer Performance Evaluation," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, p. 012067, 2021.
- [15] S. R. Ningsih, D. Hartama, A. Wanto, I. Parlina, and Solikhun, "Penerapan Sistem Pendukung Keputusan Pada Pemilihan Objek

- Wisata di Simalungun,” in *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS)*, 2019, pp. 731–735.
- [16] D. N. Batubara, A. Padillah, Chairunnisa, A. Wanto, and Saifullah, “Penerapan Metode VIKOR Untuk Menentukan Susu Lansia Terbaik,” in *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2021, pp. 586–591.
 - [17] F. Fania, M. Azzahra, D. Hartama, A. Wanto, and A. Rahim, “Rekomendasi Pemilihan Calon Peserta MTQ Terbaik Tahun 2019 dengan Teknik Additive Ratio Assessment (ARAS),” in *Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2021, pp. 608–612.
 - [18] A. Wulandari, R. P. Saragih, Maslina Manurung, A. Wanto, and rfan S. Damanik, “Sistem Pendukung Keputusan pada Pemilihan Masker Wajah Facial mask Berdasarkan Konsumen dengan Metode Analytical Hierarchy Process,” in *Seminar Nasional Ilmu Sosial dan Teknologi (SANISTEK)*, 2021, pp. 197–201.
 - [19] M. A. Amri, D. Hartama, A. Wanto, Sumarno, and H. S. Tambunan, “Penerapan Metode Fuzzy Mamdani dalam Penentuan Penerima BLT-DD di Mekar Sari Raya,” *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer)*, vol. 4, no. 1, pp. 269–277, 2020.
 - [20] Muttaqin *et al.*, *Biometrika: Teknologi Identifikasi*. 2020.
 - [21] R. D. Dana, A. R. Dikananda, D. Sudrajat, A. Wanto, and F. Fasya, “Measurement of health service performance through machine learning using clustering techniques,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1360, no. 1, pp. 1–6, 2019.
 - [22] Y. Andriani, A. Wanto, and H. Handrizal, “Jaringan Saraf Tiruan dalam Memprediksi Produksi Kelapa Sawit di PT. KRE Menggunakan Algoritma Levenberg Marquardt,” *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, vol. 1, no. September, pp. 249–259, 2019.
 - [23] I. C. Saragih, D. Hartama, and A. Wanto, “Prediksi Perkembangan Jumlah Pelanggan Listrik Menurut Pelanggan Area Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 2, no. 1, pp. 48–54, 2020.
 - [24] A. Wanto, S. D. Rizki, S. Andini, S. Surmayanti, N. L. W. S. R. Ginantra, and H. Aspan, “Combination of Sobel+Prewitt Edge Detection Method with Roberts+Canny on Passion Flower Image Identification,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1933, no. 1, pp. 1–8, 2021.
 - [25] M. Syafiq, D. Hartama, I. O. Kirana, I. Gunawan, and A. Wanto, “Prediksi Jumlah Penjualan Produk di PT Ramayana Pematangsiantar Menggunakan Metode JST Backpropagation,” *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 7, no. 1, p. 175, 2020.
 - [26] M. Situmorang, A. Wanto, and Z. M. Nasution, “Architectural Model of Backpropagation ANN for Prediction of Population-Based on Sub-Districts in Pematangsiantar City,” *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 1, pp. 98–106, 2019.
 - [27] A. Wanto *et al.*, “Forecasting the Export and Import Volume of Crude Oil, Oil Products and Gas Using ANN,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
 - [28] P. Parulian *et al.*, “Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, pp. 1–6, 2019.
 - [29] A. Wanto *et al.*, “Analysis of Standard Gradient Descent with GD Momentum And Adaptive LR for SPR Prediction,” 2018, pp. 1–9.
 - [30] N. A. Febriyati, A. D. GS, and A. Wanto, “GRDP Growth Rate Clustering in Surabaya City uses the K- Means Algorithm,” *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 276–283, 2020.
 - [31] M. A. Hanafiah and A. Wanto, “Implementation of Data Mining Algorithms for Grouping Poverty Lines by District/City in North Sumatra,” *International Journal of Information System & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 315–322, 2020.
 - [32] A. Pradipta, D. Hartama, A. Wanto, S. Saifullah, and J. Jalaluddin, “The Application of Data Mining in Determining Timely Graduation Using the C45 Algorithm,” *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 3, no. 1, pp. 31–36, 2019.
 - [33] N. Arminarahmah, A. D. GS, G. W. Bhawika, M. P. Dewi, and A. Wanto, “Mapping the Spread of Covid-19 in Asia Using Data Mining X-Means Algorithms,” *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 1071, no. 1, pp. 1–7, 2021.
 - [34] T. H. Sinaga, A. Wanto, I. Gunawan, S. Sumarno, and Z. M. Nasution, “Implementation of Data Mining Using C4.5 Algorithm on Customer Satisfaction in Tirta Lihou PDAM,” *Journal of Computer Networks, Architecture, and High-Performance Computing*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, 2021.
 - [35] I. I. P. Damanik, S. Solikhun, I. S. Saragih, I. Parlina, D. Suhendro, and A. Wanto, “Algoritma K-Medoids untuk Mengelompokkan Desa yang Memiliki Fasilitas Sekolah di Indonesia,” in *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019, vol. 1, no. September, pp. 520–527.
 - [36] F. S. Napitupulu, I. S. Damanik, I. S. Saragih, and A. Wanto, “Algoritma K-Means untuk Pengelompokkan Dokumen Akta Kelahiran pada Tiap Kecamatan di Kabupaten Simalungun,” *Building of Informatics, Technology and Science (BITS) Volume*, vol. 2, no. 1, pp. 55–63, 2020.
 - [37] S. Sintia, P. Poningsih, I. S. Saragih, A. Wanto, and I. S. Damanik, “Penerapan Algoritma Apriori Dalam Memprediksi Hasil Penjualan Sparepart PC (Studi Kasus : Toko Sentra Computer),” in *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019, vol. 1, pp. 910–917.
 - [38] S. F. Damanik, A. Wanto, and I. Gunawan, “Penerapan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk Klasifikasi Tingkat Kesejahteraan Keluarga pada Desa Tiga Dolok,” *Jurnal Krisnadana Volume*, vol. 1, no. 2, pp. 21–32, 2022.
 - [39] H. J. Damanik, E. Irawan, I. S. Damanik, and A. Wanto, “Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor,” in *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019, vol. 1, pp. 501–511.
 - [40] N. Syahputri, “Penerapan Data Mining Asosiasi pada Pola Transaksi dengan Metode Apriori,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, vol. 4, no. 2, pp. 728–736, 2020.
 - [41] M. Ghofur, Y. Agus Pranoto, and F. . Ariwibisono, “Penerapan Algoritma Apriori Untuk Analisis Data Transaksi Penjualan Pada Toko Berbasis Web (Studi Kasus Kalibaru Mart Malang),” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 4, no. 1, pp. 279–286, 2020.
 - [42] D. P. Utomo and M. Mesran, “Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 4, no. 2, pp. 437–444, 2020.
 - [43] S. Saefudin and S. DN, “Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Ikan,” *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, vol. 6, no. 2, p. 36, 2019.

-
- [44] Nola Ritha, E. Suswaini, and W. Pebriadi, “Penerapan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Poliklinik Penyakit Dalam (Studi Kasus: Rumah Sakit Umum Daerah Bintan),” *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 222–230, 2021.
 - [45] S. Aulia Miranda, F. Fahrullah, and D. Kurniawan, “Implementasi Association Rule Dalam Menganalisis Data Penjualan Sheshop dengan Menggunakan Algoritma Apriori,” *Metik Jurnal*, vol. 6, no. 1, pp. 30–36, 2022.