

Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Transaksi Pada Toko Aciro

Muhammad Ardi Willdan^{1*}, Painem²

^{1,2}Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta, Indonesia

Email: ^{1*}1811500402@student.budiluhur.ac.id, ²painem@budiluhur.ac.id
(* : corresponding author)

Abstrak- Aciro merupakan sebuah toko kelontong modern yang dinaungi oleh PT Koperasi Karya Bersama yang bergerak di bidang *retail* dan *grosir* yang menyediakan bahan pokok sehari-hari. Terdapat berbagai jenis produk yang dipasarkan baik produk konsumsi maupun non-konsumsi dengan harga yang relatif bersaing, tentunya dapat memenuhi kebutuhan sehari-hari para konsumen. Dalam menjalankan bisnisnya, pemilik toko harus memikirkan strategi pemasaran yang tepat agar selain untuk memperoleh keuntungan, juga sebagai dasar yang masuk akal untuk mengambil keputusan, salah satu strategi yang paling umum digunakan adalah *bundling item*. Setiap bulannya Toko Aciro melakukan rekap data pada keseluruhan transaksinya, yang terbukti pada bulan Maret 2022 terdapat 1030 transaksi, yang mana juga berpotensi akan bertambah di kemudian hari. Penelitian ini dilakukan agar dapat menciptakan keputusan yang akurat untuk prediksi produk yang sesuai dengan kebutuhan konsumen dengan teknik *Data Mining* menggunakan metode *Association Rule* dan Algoritma Apriori yang dapat memberikan hubungan atau relasi antar produk pada data penjualan toko. Algoritma Apriori dapat diterapkan pada penelitian karena dapat memudahkan dalam membentuk kandidat kombinasi item yang mungkin terjadi. Penelitian ini menghasilkan pola pembelian terbanyak yang dilakukan oleh konsumen, yaitu apabila konsumen membeli Saus Sambal dan Mie Instan Goreng, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah, dengan nilai *Confidence* sebesar 100%.

Kata Kunci: algoritma apriori, association rule, *data mining*.

Implementation Of Apriori Algorithm For Product Combination Analysis In Aciro Store

Abstract- Aciro is a modern grocery store under the auspices of PT Koperasi Karya Bersama which is engaged in retail and wholesale that provides daily staples. There are various types of products marketed as both consumption and non-consumption products at relatively competitive prices, of course, they can meet the daily needs of consumers. In running their business, store owners must think of the right marketing strategy so that in addition to making a profit, it is also a reasonable basis for making decisions, one of the most commonly used strategies is bundling items. Every month Toko Aciro recapitulates data on all of its transactions, which is proven in March 2022 there were 1030 transactions, which also has the potential to increase in the future. This research was conducted in order to create accurate decisions for product predictions that are in accordance with consumer needs with Data Mining techniques using the Association Rule method and the Apriori Algorithm which can provide relationships or relationships between products in store sales data. The Apriori Algorithm can be applied to research because it can make it easier to form a candidate combination of items that may occur. This research produces the most purchasing patterns made by consumers, namely if consumers buy Chili Sauce and Fried Instant Noodles, then consumers will also buy Soup Instant Noodles, with a Confidence value of 100%.

Keywords: apriori algorithm, association rules, *data mining*.

1. PENDAHULUAN

Aciro merupakan sebuah toko kelontong modern yang dinaungi oleh PT Koperasi Karya Bersama yang bergerak di bidang *retail* dan *grosir* yang menyediakan bahan pokok sehari-hari. Terdapat berbagai jenis produk yang dipasarkan baik produk konsumsi maupun non-konsumsi dengan harga yang relatif bersaing, tentunya dapat memenuhi kebutuhan sehari-hari para konsumen. Dalam menjalankan bisnisnya, pemilik toko harus memikirkan strategi pemasaran yang tepat agar selain untuk memperoleh keuntungan, juga sebagai dasar yang masuk akal untuk mengambil keputusan. Agar dapat menciptakan keputusan yang akurat untuk memprediksi produk yang sesuai, maka Toko Aciro memerlukan sebuah aplikasi yang dapat menentukan pola pembelian para konsumen, sehingga dapat diperoleh minat beli konsumen untuk menentukan strategi promosi yang harus disiapkan pada periode berikutnya.

Penelitian dengan menggunakan Algoritma Apriori untuk pengolahan data transaksi telah dilakukan oleh [1] dan [2]. Pada penelitian sebelumnya, permasalahan yang dihadapi adalah permasalahan tata letak pada produk yang dijual. Adanya sistem tata letak produk diterapkan untuk memberikan kemudahan bagi konsumen saat berbelanja. Selain itu, masih ada beberapa pelaku usaha yang tidak mengetahui pola pembelian konsumen. Pola ini mencakup semua barang yang biasanya dibeli konsumen pada saat yang sama dalam satu transaksi pembelian.[1]

Adapun penelitian yang telah dilakukan sebelumnya dihadapkan dengan permasalahan data transaksi yang tiap hari makin menumpuk yang hanya digunakan sebagai rekaman saja, sehingga apabila diolah lebih lanjut data tersebut dapat dimanfaatkan dengan lebih baik.[2]

Perbedaan dengan penerapan Algoritma Apriori pada penelitian sebelumnya, penelitian ini dilakukan untuk membuat sistem yang dapat menganalisa data transaksi pada periode tertentu dan dapat menampilkan prediksi produk dengan kombinasi terbanyak menggunakan Algoritma Apriori. Hasil yang diperoleh nantinya diharapkan dapat digunakan untuk menentukan produk yang paling sering dibeli oleh konsumen dengan melihat pola pembelian produk pada konsumen dalam melakukan transaksi.

2. METODE PENELITIAN

Belakangan ini, *Data Mining* sudah cukup sering diimplementasikan ke dalam berbagai bidang, khususnya di bidang bisnis dan perdagangan. *Data Mining* dapat diartikan sebagai rangkaian proses penggalian pengetahuan data yang bermakna dan potensial dari kumpulan data yang tersimpan pada basis data (*database*). [3]

Hal terpenting yang ada dalam teknik *Data Mining* adalah aturan untuk menemukan pola frekuensi tertinggi antara himpunan *itemset* atau yang biasa disebut dengan *Association Rule*. [4] *Association Rules* digunakan untuk menemukan pola-pola yang sering terjadi dalam suatu kumpulan data yang diberikan, dimana hubungan ini dinyatakan oleh suatu kumpulan aturan yang menentukan kelompok *item* yang saling terkait dengan yang lainnya. [5]

Pemilihan aturan asosiasi tidak hanya melihat nilai aturan dengan nilai *confidence* tertinggi. Ini karena memilih aturan berdasarkan *confidence* bisa tidak sesuai. *Lift Ratio* dihitung untuk mengukur aturan mana yang lebih baik. [6] *Lift Ratio* (Korelasi *Lift*) adalah suatu ukuran untuk mengetahui kekuatan *Association Rule* yang telah terbentuk. Nilai *lift ratio* biasanya digunakan sebagai penentu apakah *Association Rule* valid atau tidak valid. [7]

Ada beberapa algoritma yang termasuk bagian dalam *Association Rule*, salah satunya adalah Algoritma Apriori. Algoritma Apriori digunakan untuk memungkinkan komputer mempelajari aturan asosiasi, dengan mencari pola hubungan antara satu atau lebih item dalam kumpulan data. Algoritma Apriori juga sering digunakan pada data transaksi. [8] Aturan asosiatif Algoritma Apriori terbentuk 'jika-maka'. Untuk mendapatkan keputusan asosiatif dibutuhkan pencarian ketentuan yang mempunyai pola frekuensi terbesar (PFT). PFT dicari dengan cara mencari ketentuan yang memenuhi nilai *support minimum*. [9]

Adapun dua tolok ukur dalam membentuk *rules* atau aturan dalam penerapan Algoritma Apriori adalah sebagai berikut :

- a. *Support*, atau bisa juga disebut nilai penunjang adalah persentase dari laporan atau *record* yang didalamnya mengandung kombinasi *item*. Untuk memperoleh nilai *support* dapat menggunakan persamaan (1). Sementara persamaan (2) untuk mendapatkan nilai *support* dari suatu kombinasi *item*.

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

$$Support = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} = \times 100\% \quad (2)$$

- b. *Confidence*, atau biasa disebut nilai kepastian adalah kuatnya hubungan antar *item* dalam aturan asosiasi. Untuk memperoleh nilai *confidence* menggunakan persamaan (3).

$$Confidence = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi\ Mengandung\ A} = \times 100\% \quad (3)$$

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan penelitian yang dipaparkan pada Gambar 1. Hal ini dilakukan agar setiap proses penelitian dapat lebih mudah untuk dipahami.

2.1 Metode Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, ada beberapa metode yang dilakukan untuk mencari dan mengumpulkan data, diantaranya:

- a. Observasi, dilakukan dengan cara mengamati secara langsung kegiatan konsumen saat melakukan transaksi jual beli pada Toko Aciro yang menjadi objek penelitian.
- b. Studi Pustaka, dilakukan dengan cara mencari dan menelaah buku, membaca referensi dari jurnal yang berkaitan dengan sistem yang akan dibangun ataupun penelitian terdahulu yang menunjang topik yang akan diteliti.

- c. Wawancara Langsung, dilakukan dengan sesi tanya-jawab langsung kepada pemilik Toko Aciro untuk mengetahui strategi pemasaran apa saja yang pernah dilakukan, permasalahan apa yang sedang dihadapi, mendiskusikan sistem apa yang dibutuhkan sebagai salah satu input dan masukan.

Data transaksi yang diperoleh merupakan data hasil penjualan Toko Aciro yang berlangsung selama periode Kuartal Pertama (Q1) 2022, yang dimulai dari bulan Januari sampai bulan Maret sebanyak 3.448 total data transaksi.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

2.2 Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* atau pra pemrosesan bertujuan untuk mempersiapkan data yang sudah diperoleh agar dapat menyesuaikan dengan kebutuhan. Proses ini merupakan hal yang penting untuk dilakukan pada proses *mining* karena tidak semua data atau atribut pada data transaksi akan digunakan. Hal ini juga dilakukan agar data yang digunakan sesuai dengan kriteria penelitian.

Jumlah data transaksi yang sebelumnya berjumlah sebanyak 3.448 data, dipecah menjadi transaksi perbulan dan dapat disimpulkan data transaksi pada bulan Januari sebanyak 1.251 data, Februari sebanyak 1.111 data dan bulan Maret sebanyak 1.086 data. Dengan pertimbangan bahwa transaksi yang terjadi pada bulan Maret lebih sedikit jika dibandingkan dengan 2 bulan sebelumnya, maka data pada bulan Maret 2022 akan menjadi fokus pada penelitian kali ini.

Pada Tabel 1 disajikan berupa pemetaan penggunaan atribut dari data transaksi yang diperoleh, bisa disimpulkan bahwa tidak semua atribut diperlukan pada penelitian ini, hasilnya dari semua atribut pada data, hanya **Tanggal** dan **Nama Barang** (ditandai dengan ✓) yang akan digunakan. Lalu sisanya (**No. Faktur, Pelanggan, HPP, Harga, Satuan, QTY** dan **Barcode**) akan diabaikan. Pada Tabel 2 disajikan atribut yang tersisa yang akan digunakan saat penelitian berlangsung.

Tabel 1. Penentuan Atribut

| No. Faktur | Tanggal | Pelanggan | HPP | Harga | Satuan | QTY | Barcode | Nama Barang |
|------------|---------|-----------|-----|-------|--------|-----|---------|-------------|
| X | ✓ | X | X | X | X | X | X | ✓ |

Tabel 2. Atribut yang digunakan setelah *Preprocessing*

| Tanggal | Nama Barang |
|---------|-------------|
| ... | ... |

2.3 Transformasi Data

Pada penelitian ini, proses transformasi yang dilakukan adalah penyeragaman suatu produk menjadi jenis produk. Hal ini bertujuan agar pada saat melakukan proses *mining* dengan Apriori, dapat dengan mudah mendapatkan nilai asosiasi antar produk, mengingat ada berbagai macam produk yang dijual pada Toko Aciro, sehingga akan lebih mudah jika tiap produk dikelompokkan menjadi jenis produknya. Tabel 3 menjabarkan data asli sebelum dilakukan transformasi, yang mana tiap produk masih dipisah ke *brand* dan merknya masing-masing, yang mana akan sulit untuk mendapat nilai asosiasi antar produknya.

Tabel 3. Data Transaksi Sebelum Dilakukan Transformasi

| Tanggal | Nama Barang |
|------------|--|
| 01/03/2022 | RM Kelapa Fresh 230G, GRD Atom Manis 50gr, FLORIDINA ORANGE PET 360ML |

Tabel 4. Data Transaksi Setelah Dilakukan Transformasi

| Tanggal | Nama Barang |
|------------|--------------------------------------|
| 01/03/2022 | Biskuit, Snack Kemasan, Minuman Rasa |

Pada Tabel 4 menjabarkan hasil transformasi data yang hasilnya menjadi lebih rapi dan terorganisir. Transformasi data dilakukan secara manual agar tiap produk yang diubah dapat dikelompokkan lebih akurat sesuai dengan jenis produknya.

2.4 Menentukan Pola Frekuensi Tertinggi

Pada penelitian ini, data yang sudah siap digunakan untuk proses *mining* berkisar sebanyak 1030 data transaksi yang dihitung mulai dari 1 Maret 2022 sampai 31 Maret 2022. Selanjutnya adalah menentukan nilai untuk *minimum support* dan *minimum confidence* agar mendapatkan hasil akhir yang lebih akurat. Penelitian kali ini menetapkan nilai *minimum support* sebesar 20 dan nilai *minimum confidence* sebesar 40.

$$\text{Min. Support} = \frac{20}{1030} \times 100\% = 1,94\% \quad (4)$$

2.5 Implementasi Algoritma Apriori

Algoritma Apriori adalah sejenis aturan asosiasi pada *Data Mining*. *Affinity analysis* atau *market basket analysis* adalah sebutan untuk aturan yang menentukan asosiasi antar atribut tersebut.[10] Untuk mendapatkan data yang berkualitas, Penulis menggunakan beberapa teknik yang menjadi dasar dari penerapan Algoritma Apriori, yaitu:

Tabel 5. Item dengan Kategori L1 (*Large 1-itemset*)

| Produk | Jumlah | Support (%) |
|-------------------|--------|-------------|
| Air Mineral Botol | 152 | 14,76 |
| Mie Instan Goreng | 143 | 13,88 |
| Snack Kemasan | 143 | 13,88 |
| Susu UHT | 141 | 13,69 |
| Biskuit | 118 | 11,46 |
| Susu Buah | 107 | 10,39 |
| Teh Botol | 106 | 10,29 |
| Es Krim Stik | 105 | 10,19 |
| Mie Instan Kuah | 98 | 9,51 |
| Coklat Kemasan | 78 | 7,57 |

a. Pembentukan Kandidat Itemset

Kandidat k-Itemset dibentuk dari kombinasi (C-1) *Itemset* yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu cara dari Algoritma Apriori adalah pemangkasan kandidat k-Itemset yang subsetnya berisi C-1 item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang L-1.

b. Perhitungan *Support* dari Tiap Kandidat Itemset

Support untuk setiap kandidat *k-itemset* diperoleh dengan memindai *database* dan menghitung jumlah transaksi yang berisi semua *item* dalam kandidat *k-itemset*. Ini juga merupakan fitur dari Algoritma Apriori, yang harus menghitung hingga *k-itemset* terpanjang pada seluruh *database*.

c. Analisa Pola Frekuensi Tinggi

Pada tahapan ini data penelitian dipindai untuk mencari kombinasi item yang telah memenuhi syarat dari nilai *minimum support*.

Setelah semua tahapan di atas selesai dilakukan, maka didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 5 merupakan persentase item yang memenuhi semua persyaratan yaitu *minimum frequent-Itemset* ≥ 20 dan *minimum support* $\geq 1,94\%$ yang kemudian akan dikategorikan menjadi L1 (*Large 1-itemset*) dan akan dicari kombinasi untuk kandidat *2-itemset*.

Tabel 6. Item dengan Kategori L2 (*Large 2-itemset*)

| Produk 1 | Produk 2 | Jumlah | Support (%) |
|-------------------|-------------------|--------|-------------|
| Mie Instan Goreng | Mie Instan Kuah | 76 | 7,38 |
| Snack Kemasan | Biskuit | 57 | 5,53 |
| Susu UHT | Snack Kemasan | 44 | 4,27 |
| Susu UHT | Mie Instan Goreng | 41 | 3,98 |
| Snack Kemasan | Coklat Kemasan | 36 | 3,5 |
| Susu UHT | Biskuit | 34 | 3,3 |
| Biskuit | Coklat Kemasan | 28 | 2,72 |
| Es Krim Stik | Es Krim Cup | 27 | 2,62 |
| Air Mineral Botol | Teh Botol | 26 | 2,52 |
| Mie Instan Goreng | Saus Sambal | 25 | 2,43 |

Tabel 6 merupakan hasil proses kombinasi dari kandidat *2-itemset* yang memenuhi semua persyaratan yaitu *minimum frequent-Itemset* ≥ 20 dan *minimum support* $\geq 1,94\%$ yang kemudian akan dikategorikan menjadi L2 (*Large 2-itemset*) dan akan dicari kombinasi untuk kandidat *3-itemset*.

Tabel 7. Item dengan Kategori L3 (*Large 3-itemset*)

| Produk 1 | Produk 2 | Produk 3 | Jumlah | Support (%) |
|-------------------|-------------------|-----------------|--------|-------------|
| Saus Sambal | Mie Instan Goreng | Mie Instan Kuah | 22 | 2,14 |
| Mie Instan Goreng | Susu UHT | Mie Instan Kuah | 22 | 2,14 |

Tabel 7 merupakan hasil proses kombinasi dari kandidat *3-itemset* yang memenuhi semua persyaratan yaitu *minimum frequent-Itemset* ≥ 20 dan *minimum support* $\geq 1,94\%$ yang kemudian akan dikategorikan menjadi L3 (*Large 3-itemset*). Pada penelitian ini, pencarian kombinasi dibatasi hanya sampai *Large 3-itemset*.

2.6 Pembentukan Association Rule

Setelah proses mendapatkan kombinasi item tertinggi dari L1, L2 dan L3 selesai, langkah berikutnya adalah melakukan pembentukan aturan asosiasi dari *Itemset* yang telah terbentuk dan melakukan seleksi terhadap aturan yang sudah dibentuk apakah sudah memenuhi syarat *minimum confidence* dengan menggunakan persamaan (3). Dengan *minimum confidence* yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu sebesar 40, didapat hasil *Confidence* pada *itemset* L2 yang dipaparkan pada Tabel 8 serta *itemset* L3 yang dipaparkan pada Tabel 9.

Tabel 8. *Confidence* dari L2 itemset

| X => Y | Support X U Y | Support X | Confidence (%) | Keterangan |
|--------------------------------------|------------------|-----------|-------------------|-------------|
| Saus Sambal => Mie Instan Goreng | 2,43 | 2,72 | 89,29 | Lolos |
| Saus Sambal => Mie Instan Kuah | 2,14 | 2,72 | 78,57 | Lolos |
| Mie Instan Kuah => Mie Instan Goreng | 7,38 | 9,51 | 77,55 | Lolos |
| Biskuit => Snack Kemasan | 5,53 | 11,46 | 48,31 | Lolos |
| Wafer => Snack Kemasan | 2,23 | 4,76 | 46,94 | Lolos |
| Cokelat Kemasan => Snack Kemasan | 3,5 | 7,57 | 46,15 | Lolos |
| Snack Kemasan => Biskuit | 5,53 | 13,88 | 39,86 | Tidak Lolos |
| Cokelat Kemasan => Biskuit | 2,72 | 7,57 | 35,9 | Tidak Lolos |
| Susu UHT => Snack Kemasan | 4,27 | 13,69 | 31,21 | Tidak Lolos |
| Snack Kemasan => Susu UHT | 4,27 | 13,88 | 30,77 | Tidak Lolos |

Tabel 9. *Confidence* dari L3 itemset

| X => Y | Support X U Y | Support X | Confidence (%) | Keterangan |
|---|------------------|-----------|-------------------|-------------|
| Mie Instan Kuah, Saus Sambal => Mie Instan Goreng | 2,14 | 2,14 | 100 | Lolos |
| Susu UHT, Mie Instan Kuah => Mie Instan Goreng | 2,14 | 2,23 | 95,65 | Lolos |
| Saus Sambal, Mie Instan Goreng => Mie Instan Kuah | 2,14 | 2,43 | 88 | Lolos |
| Saus Sambal => Mie Instan Kuah, Mie Instan Goreng | 2,14 | 2,72 | 78,57 | Lolos |
| Mie Instan Goreng, Susu UHT => Mie Instan Kuah | 2,14 | 3,98 | 53,66 | Lolos |
| Mie Instan Kuah, Mie Instan Goreng => Susu UHT | 2,14 | 7,38 | 28,95 | Tidak Lolos |
| Mie Instan Goreng, Mie Instan Kuah => Saus Sambal | 2,14 | 7,38 | 28,95 | Tidak Lolos |
| Mie Instan Kuah => Susu UHT, Mie Instan Goreng | 2,14 | 9,51 | 22,45 | Tidak Lolos |
| Mie Instan Kuah => Mie Instan Goreng, Saus Sambal | 2,14 | 9,51 | 22,45 | Tidak Lolos |
| Susu UHT => Mie Instan Goreng, Mie Instan Kuah | 2,14 | 13,69 | 15,6 | Tidak Lolos |
| Mie Instan Goreng => Mie Instan Kuah, Susu UHT | 2,14 | 13,88 | 15,38 | Tidak Lolos |
| Mie Instan Goreng => Saus Sambal, Mie Instan Kuah | 2,14 | 13,88 | 15,38 | Tidak Lolos |

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan dengan 3 tahapan utama, yaitu menganalisa pola frekuensi tertinggi, pembentukan aturan asosiasi serta pengujian *lift ratio* pada *rule*. Setelah mendapatkan hasil perhitungan aturan asosiasi yang sudah memenuhi syarat *minimum confidence*, selanjutnya adalah melakukan pengujian dengan nilai uji *lift* untuk mengetahui validasi *rules* yang sudah dibentuk dengan persamaan (5) dan (6). Pengujian dari penggunaan persamaan (5) dan (6) dengan data uji menghasilkan nilai *lift ratio* yang dijabarkan pada Tabel 10 dan visualisasi dari program pada Gambar 2.

$$Lift\ Ratio = \frac{Confidence}{Confidence\ Benchmark} \quad (5)$$

$$Confidence\ Benchmark = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Item\ consequent}{Total\ Transaksi} = \times 100\% \quad (6)$$



Rule Asosiasi:
 Min support: 20
 Min confidence: 40
 Start Date: 01-03-2022
 End Date: 31-03-2022

| No | X => Y | Confidence | Nilai Uji Lift | Korelasi Rule |
|----|---|------------|----------------|------------------|
| 1 | Mie Instan Kuah, Saus Sambal => Mie Instan Goreng | 100,00 | 2,14 | Korelasi Positif |
| 2 | Susu UHT, Mie Instan Kuah => Mie Instan Goreng | 95,65 | 2,23 | Korelasi Positif |
| 3 | Saus Sambal => Mie Instan Goreng | 89,29 | 2,72 | Korelasi Positif |
| 4 | Saus Sambal, Mie Instan Goreng => Mie Instan Kuah | 88,00 | 2,43 | Korelasi Positif |
| 5 | Saus Sambal => Mie Instan Kuah, Mie Instan Goreng | 78,57 | 2,72 | Korelasi Positif |
| 6 | Saus Sambal => Mie Instan Kuah | 78,57 | 2,72 | Korelasi positif |
| 7 | Mie Instan Kuah => Mie Instan Goreng | 77,55 | 9,51 | Korelasi positif |
| 8 | Mie Instan Goreng, Susu UHT => Mie Instan Kuah | 53,66 | 3,98 | Korelasi positif |
| 9 | Biskuit => Snack Kemasan | 48,31 | 11,46 | Korelasi positif |
| 10 | Wafer => Snack Kemasan | 46,94 | 4,76 | Korelasi positif |
| 11 | Cokelat Kemasan => Snack Kemasan | 46,15 | 7,57 | Korelasi positif |

Gambar 2. Hasil Pengujian dengan Program

Tabel 10. Pengujian Nilai *Lift Ratio*

| X => Y | Confidence (%) | Nilai Uji Lift | Korelasi Rule |
|---|-----------------------|-----------------------|----------------------|
| Mie Instan Kuah, Saus Sambal => Mie Instan Goreng | 100 | 2,14 | Korelasi Positif |
| Susu UHT, Mie Instan Kuah => Mie Instan Goreng | 95,65 | 2,23 | Korelasi Positif |
| Saus Sambal => Mie Instan Goreng | 89,29 | 2,72 | Korelasi Positif |
| Saus Sambal, Mie Instan Goreng => Mie Instan Kuah | 88 | 2,43 | Korelasi Positif |
| Saus Sambal => Mie Instan Kuah, Mie Instan Goreng | 78,57 | 2,72 | Korelasi Positif |
| Saus Sambal => Mie Instan Kuah | 78,57 | 2,72 | Korelasi Positif |
| Mie Instan Kuah => Mie Instan Goreng | 77,55 | 9,51 | Korelasi Positif |
| Mie Instan Goreng, Susu UHT => Mie Instan Kuah | 53,66 | 3,98 | Korelasi Positif |
| Biskuit => Snack Kemasan | 48,31 | 11,46 | Korelasi Positif |
| Wafer => Snack Kemasan | 46,94 | 4,76 | Korelasi Positif |
| Cokelat Kemasan => Snack Kemasan | 46,15 | 7,57 | Korelasi Positif |

Pada Tabel 11 dan Gambar 3 memaparkan hasil akhir pengujian berupa 11 *rules* yang terbukti valid dan membentuk 11 hasil analisa. Hasil yang didapatkan dipengaruhi oleh beberapa batasan yang ditentukan, mulai dari jumlah banyaknya data, batasan *itemset*, serta nilai *minimum support* dan *minimum confidence*.

Tabel 11. Hasil Analisa Rule

| Hasil Analisa Rule |
|--|
| Jika konsumen membeli Mie Instan Kuah, Saus Sambal , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng |
| Jika konsumen membeli Susu UHT, Mie Instan Kuah , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng |
| Jika konsumen membeli Saus Sambal , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng |
| Jika konsumen membeli Saus Sambal, Mie Instan Goreng , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah |
| Jika konsumen membeli Saus Sambal , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah, Mie Instan Goreng |
| Jika konsumen membeli Saus Sambal , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah |
| Jika konsumen membeli Mie Instan Kuah , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng |
| Jika konsumen membeli Mie Instan Goreng, Susu UHT , maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah |
| Jika konsumen membeli Biskuit , maka konsumen juga akan membeli Snack Kemasan |
| Jika konsumen membeli Wafer , maka konsumen juga akan membeli Snack Kemasan |
| Jika konsumen membeli Coklat Kemasan , maka konsumen juga akan membeli Snack Kemasan |



Hasil Analisa

Print

1. Jika konsumen membeli Mie Instan Kuah, Saus Sambal, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng
2. Jika konsumen membeli Susu UHT, Mie Instan Kuah, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng
3. Jika konsumen membeli Saus Sambal, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng
4. Jika konsumen membeli Saus Sambal, Mie Instan Goreng, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah
5. Jika konsumen membeli Saus Sambal, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah, Mie Instan Goreng
6. Jika konsumen membeli Saus Sambal, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah
7. Jika konsumen membeli Mie Instan Kuah, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Goreng
8. Jika konsumen membeli Mie Instan Goreng, Susu UHT, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah
9. Jika konsumen membeli Biskuit, maka konsumen juga akan membeli Snack Kemasan
10. Jika konsumen membeli Wafer, maka konsumen juga akan membeli Snack Kemasan
11. Jika konsumen membeli Coklat Kemasan, maka konsumen juga akan membeli Snack Kemasan

Gambar 3. Hasil Analisa dari Pengujian Program

4. KESIMPULAN

Setelah dilakukan analisa dari pengujian program, penerapan *Association Rule* dan Algoritma Apriori pada data transaksi dari Toko Aciro didapat kesimpulan bahwa hasil dapat digunakan untuk menentukan kombinasi produk yang dijual di Toko Aciro untuk keperluan *bundling promo*. Serta hasil dari proses *Data Mining* ini dapat dijadikan bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan strategi bisnis serta antisipasi persediaan stok barang. Penelitian ini juga menghasilkan pola pembelian terbanyak yang dilakukan oleh konsumen, yaitu apabila konsumen membeli Saus Sambal dan Mie Instan Goreng, maka konsumen juga akan membeli Mie Instan Kuah, dengan nilai *Confidence* sebesar 100%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. L. Putra, M. Raharjo, T. A. A. Sandi, R. Ridwan, dan R. Prasetyo, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail," *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 1, hlm. 85–90, 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i1.113.
- [2] M. Syahril, K. Erwansyah, dan M. Yetri, "Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Peralatan Sekolah Pada Brand Wigglo Dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD)*, vol. 3, no. 1, hlm. 118, Jan 2020, doi: 10.53513/jsk.v3i1.202.
- [3] P. Studi, T. Informatika, F. Teknologi, I. Dan, dan U. T. Yogyakarta, "Analisis Simulasi Penjualan Barang Dengan Menggunakan Apriori Pada Mini Market Kirana Berbasis Web," 2019.
- [4] D. Rusdianto, Sutiyono, dan L. Zaelani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Mengetahui Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Universitas Bale Bandung," *J-Sika*, vol. 02, no. 02, hlm. 1–10, 2020, [Daring]. Available: <https://ejournal.unibba.ac.id/index.php/j-sika/article/view/376/313>
- [5] Di. P. Mulya, "ANALISA DAN IMPLEMENTASI ASSOCIATION RULE DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH DALAM SELEKSI PEMBELIAN TANAH LIAT (STUDI KASUS DI PT. ANVEVE ISMI BERJAYA)," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 1, no. 1, hlm. 47–57, Jan 2019, doi: 10.47233/jteksis.v1i1.6.
- [6] N. F. FAHRUDIN, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis," *MIND Journal*, vol. 1, no. 2, hlm. 13–23, 2019, doi: 10.26760/mindjournal.v4i1.13-23.
- [7] H. E. Simanjuntak dan W. Windarto, "Analisa Data Mining Menggunakan Frequent Pattern Growth pada Data Transaksi Penjualan PT Mora Telematika Indonesia untuk Rekomendasi Strategi Pemasaran Produk Internet," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 4, no. 4, hlm. 914–923, 2020, [Daring]. Available: <https://www.ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/mib/article/view/2300>
- [8] S. D. Saragih, "Analisa Pola Penjualan Alat Pancing Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer dan Informasi*, vol. 3, hlm. 78–83, 2021.
- [9] P. Iswandi, I. Permana, dan F. N. Salisah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Hypermart Xyz Lampung Untuk Penentuan Tata Letak Barang," *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, vol. 6, no. 1, hlm. 70, 2020, doi: 10.24014/rmsi.v6i1.7613.
- [10] J. Homepage, E. Junianto, dan R. Rachman, "IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology) Penerapan Data Mining Metode Apriori dan FP-Tree Pada Penjualan Media Edukasi (Studi Kasus : Oisha Smartkids)," 2020.