

Implementasi Algoritme *Apriori* dalam Perencanaan Paket Penjualan Produk Hijab (Studi Kasus pada: Pand's Muslim *Department Store*)

Dian Rahmawati^{1*}, Endang Lestariningsih²

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: dianrahwa02@gmail.com

Abstract

The lack of interest in certain products sold at Pand's Muslim Department Store has the potential to cause losses to business management. This study aims to plan product sales packages, which are based on the results of shopping cart analysis using the Apriori algorithm. Nine unique product combinations, obtained from the results of an analysis (roole) of 117 transactions involving 27 types of products that have been sold before, are used as a reference in planning product packages. The highest combination of 1 itemset produces a support value of 0.1 for customers who buy Layer 2 Syrian Veils, while the highest combination of 2 itemsets produces a support value of 0.02 and a confidence value of 0.3 for customers who buy Instant Pashmina and Pashmina products Instant and Syrian Pet Standard.

Keywords: *Data Mining; Association Rules; Apriori Algorithm; RStudio Application*

Abstrak

Berkurangnya peminat atas produk tertentu yang dijual pada Pand's Muslim *Department Store* berpotensi menimbulkan kerugian bagi manajemen usaha. Penelitian ini bertujuan untuk membuat perencanaan paket penjualan produk, yang didasarkan pada hasil analisis keranjang belanja menggunakan algoritme *Apriori*. Sembilan kombinasi Produk yang unik, yang diperoleh dari hasil analisis (*roole*) terhadap 117 transaksi yang melibatkan 27 jenis produk yang telah dijual sebelumnya, dijadikan acuan dalam merencanakan paket produk. Kombinasi tertinggi dari 1 itemset menghasilkan nilai support sebesar 0,1 untuk pelanggan yang membeli Kerudung Syiria Layer 2, sedangkan kombinasi tertinggi dari 2 itemset menghasilkan nilai support sebesar 0,02 dan nilai *confidence* sebesar 0,3 adalah pelanggan yang membeli produk Pashmina Instan dan Pashmina Instan dan Syiria Pet Standar.

Kata Kunci: *Data Mining; Aturan Asosiasi; Algoritme Apriori; Aplikasi RStudio*

1. Pendahuluan

Untuk dapat tetap unggul dalam lingkungan persaingan bisnis, sebuah perusahaan yang bergerak dalam bidang penjualan perlu terus mengembangkan kemampuan manajemen bisnis yang dimiliki. Untuk melakukan hal tersebut, pihak manajemen usaha perlu mencari pola yang dapat meningkatkan upaya penjualan dan pemasaran perusahaan, dengan memaksimalkan pendayagunaan data penjualan yang dimiliki.

Pand's Muslim *Department Store* adalah toko yang menjual hijab, daleman hijab, baju anak, blus, gamis, aksesoris, jaket, koko, kebaya, dan sarung. Namun tidak semua jenis produk yang dijual diminati oleh konsumen, sehingga berpotensi menimbulkan kerugian sebagai akibat tidak terjualnya suatu produk tertentu. Demikian sebaliknya, terdapat beberapa jenis produk yang sangat diminati oleh konsumen. Untuk tujuan tersebut, dipandang perlu merancang sebuah konsep agar produk-produk dapat terjual secara merata.

Teknologi Data Mining (penambangan data) adalah suatu konsep menemukan informasi yang berguna dari kumpulan data yang secara kasat mata tampaknya tidak terkait, namun memiliki pola-pola tertentu yang dapat bermanfaat untuk mendukung perencanaan bisnis, sehingga keputusan bisnis dapat dibuat lebih cepat dan lebih akurat dengan bantuan penggalian makna dalam sebuah kumpulan data [1]. Temuan dari data mining mungkin berguna untuk evaluasi bisnis di masa mendatang [2].

Penambangan data melalui aturan asosiasi adalah salah satu metode penambangan data yang bertujuan untuk mengidentifikasi aturan asosiasi antar kumpulan titik data (sebagaimana didefinisikan oleh [3]). Mengetahui kecenderungan pelanggan untuk membeli produk berpasangan adalah aturan asosiatif dari analisis pembelian eceran. Untuk tujuan tersebut, Algoritme *Apriori* dapat digunakan untuk teknik pemrosesan tersebut. Algoritme *Apriori* adalah sebuah model penambangan data yang dapat digunakan untuk menemukan pola pada data kejadian yang disimpan dalam database. Pola-pola tersebut dapat berupa pola-pola dalam data keranjang belanja, seperti dalam [4 – 6] atau pola-pola pada kejadian lainnya [7 - 10].

Dalam paper ini, kami menguji Penggunaan algoritme *Apriori* untuk menganalisis pola keranjang belanja pada perusahaan penjualan produk pakaian. Hasil analisis keterkaitan antar produk, digunakan untuk melakukan perencanaan penjualan dalam bentuk paket produk. Produk-produk yang tingkat penjualannya rendah dapat digabungkan dengan produk-produk yang tingkat penjualannya tinggi dalam bentuk paket, yang didasarkan pada hasil analisis asosiasi (keterkaitan) atau analisis pola-pola yang menunjukkan kebiasaan pelanggan dalam membeli produk (analisis keranjang belanja), sehingga sistem penjualan produk dapat merata.

2. Tinjauan Pustaka

Berikut adalah beberapa penelitian sebelumnya tentang keterkaitan penelitian yang peneliti gunakan:

Penelitian pertama [11] menerapkan data mining apriori dalam pengelolaan obat-obatan menggunakan metode *association rule* pada Apotek Rafif Farma Medan. Analisis asosiasi, juga dikenal sebagai penambangan aturan asosiasi, adalah jenis penambangan data yang digunakan untuk menyelidiki aturan yang mengatur urutan kombinasi terkait. Temukan kombinasi produk yang umum selanjutnya. Untuk mengatasi masalah ini, para peneliti di sini membuat program penambangan data yang mengurutkan prioritas pesanan obat.

Penelitian kedua [12] menerapkan data mining asosiatif pada layanan medis dengan menggunakan metode *association rule*. Perhitungan ditentukan berdasarkan nilai support dan confidence, serta penggabungan aturan. Dari penelitian sebelumnya, kesimpulan penggunaan algoritme apriori untuk menemukan asosiasi kecanduan narkoba dan pola gabungan penggunaan narkoba memiliki minimal 30% support dan minimal 80% confidence. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ada tiga obat yang dipasarkan secara luas pada tahun 2018: isoniazid 300 mg, *Neurodex in*, dan amlodipine 10 mg. Hasil pengujian mengacu pada aturan set produk, yang dapat digunakan sebagai item yang terkait dengan produk lain dalam model penjualan.

Penelitian ketiga [13] menerapkan algoritme apriori dalam merekomendasikan barang di toko daring menggunakan *prototype*. Berdasarkan algoritme ini, mereka menentukan frekuensi barang yang paling sering dibeli bersamaan, sehingga menguntungkan manajemen dalam membentuk dan menggabungkan barang untuk memaksimalkan bisnis.

Penelitian keempat [14] mengimplementasikan algoritme apriori untuk memastikan ditemukannya pola transaksi penjualan dalam studinya pada *Carrol Kitchen Café* Yogyakarta. Menggunakan metode algoritme apriori untuk membuat sistem penggalan data penjualan untuk mendapatkan gambaran hubungan antar jenis produk dengan menghitung data transaksi barang berdasarkan produk yang paling sering dibeli untuk meningkatkan penjualan menu makanan dan minuman yang diketahui oleh konsumen tersebut, dan rekomendasi produk menggunakan sebagian besar data penjualan untuk menentukan menu.

Pada penelitian kelima [15], metode apriori dari bidang data mining digunakan untuk memprediksi perilaku wisatawan di landmark Kabupaten Karo. Berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan, telah terjadi penurunan pariwisata ke sejumlah objek wisata Kabupaten Karo baik pada tahun 2015 maupun 2016, dengan nilai kepercayaan minimal = 0,9 dan dukungan minimal = 0,2. Namun pada tahun 2016, jumlah orang dewasa yang datang ke situs tersebut meningkat jika dibandingkan dengan tahun 2015.

Penelitian keenam [16] mengimplementasi kesesuaian obat pada penyakit menggunakan algoritme apriori di rumah sakit Royal Prima Indonesia, menentukan obat yang tepat untuk kondisi medis pasien merupakan latar belakang dari penelitian ini. Pemberian obat yang salah dapat menyebabkan kecanduan dan pasien tidak dapat sembuh dan bahkan dapat meninggal. Menemukan obat yang paling sering dibeli di Rumah Sakit Royal Prima Indonesia dapat digunakan dalam algoritme apriori untuk menawarkan obat terbaik bagi masing-masing pasien.

Penelitian ketujuh [17], metode apriori digunakan untuk melakukan data mining penjualan elektronik di Kreditplus. Dengan mempelajari keunggulan barang terlaris Acer dan Toshiba, algoritme apriori digunakan untuk merancang rencana pemasaran untuk promosi lintas merek dan peningkatan pasokan produk.

Penelitian kedelapan [18], metode apriori pada CV digunakan untuk melakukan data mining penjualan produk. Akibat Motor. Analisis dan pengujian dilakukan, dengan harapan dapat diperoleh gambaran tentang layanan penjualan CV dan pola transaksional. Kemunculan motor yang sering berarti bahwa algoritme apriori dapat membantu eksekutif memutuskan komponen pengganti mana yang paling penting untuk disimpan.

Pada penelitian selanjutnya [19], data mining digunakan untuk mengantisipasi transaksi penjualan pada PT. Cabang Arma Anugerah Abadi Sei Rampah menggunakan teknik apriori. Pendekatan apriori digunakan untuk mempelajari data penjualan roti guna mendapatkan informasi yang relevan. Barang *Chocolate Cheese Wrap* dan *Coconut Wrap Bread* memiliki nilai *support* dan *confidence* paling besar pada pola kombinasi itemset dan aturan asosiasi untuk PT. Arma Anugerah Abadi Cabang Sei Rampah, dengan nilai *support* masing-masing 17% dan nilai *confidence* 77%.

Pada prinsipnya penelitian kami memiliki kesamaan dengan penelitian-penelitian terdahulu yang telah ditinjau, yaitu analisis asosiasi untuk melihat sejauh mana keterkaitan antara suatu produk dengan produk lainnya. Perbedaan hanya terletak pada objek kajian, serta tujuan akhir dilakukannya analisis asosiasi. Penelitian kami berfokus pada penggunaan aturan asosiasi untuk menentukan paket (bundling) produk dalam perencanaan penjualan.

3. Metodologi

3.1 Objek Penelitian

Dalam metodologi ini objek penelitiannya pada Pand's Muslim Department Store yang beralamat Jl. Pandanaran No. 45-47, Randusari, Kec. Semarang Selatan, Kota Jawa Tengah, 50244.

3.2 Metode Analisis Data

Knowledge Discovery in Databases (KDD) digunakan, proses multi-langkah untuk menganalisis data yang mencakup langkah-langkah berikut:

1) *Data Selection*

Penulis mengumpulkan informasi dari Pand's Muslim Departmen Store. Data 5 bulan dari 1 Desember 2022 sampai dengan 30 April 2023, dan disajikan dalam bentuk laporan penjualan.

2) *Pre-processing / Cleaning*

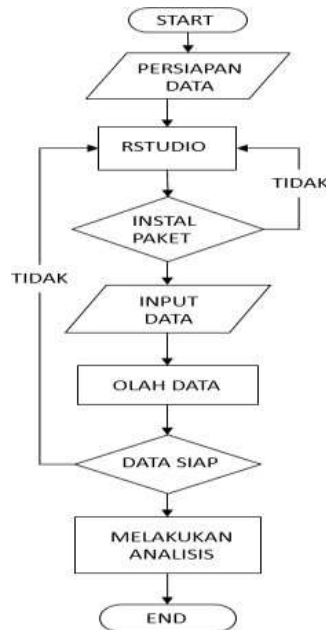
Pada titik ini, kita akan melanjutkan dan memilih kolom id dari data transaksi yang menyertakan kode item dan nama.

3) Transformasi Data

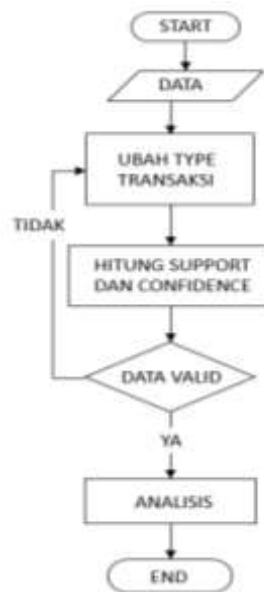
Pada titik ini, data harus disimpan sebagai file *.csv.

4) Data Mining

Pada tahap ini, informasi dari data transaksi penjualan akan diidentifikasi dengan menggunakan Teknik aturan asosiasi dan algoritme apriori sebagai implementasi dari data mining. Berikut adalah flowchart dalam penerapan algoritme apriori.



Gambar 1. Flowchart Data



Gambar 2. Flowchart Algoritme Apriori

5) *Interpretation / Evaluation*

Adalah struktur yang ditemukan dalam jumlah besar data. Program RStudio akan menampilkan dan menawarkan data volume penjualan produk berdasarkan data yang dihasilkannya.

3.3 Algoritme Apriori

Langkah dasar analisis asosiasi adalah sebagai berikut:

1) Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Fase ini adalah untuk menentukan kombinasi produk yang meminimalkan untuk breakpoint database. Nilai support objek ditentukan melalui cara sebagai berikut:

$$Support (A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ untuk\ A}{Total\ Transaksi} \dots\dots\dots (1)$$

Nilai support dari 2 item diperoleh dari rumus berikut:

$$Support(A, B) = P(A \cap B)$$

$$Support(A, B) = \frac{\sum Transaksi\ untuk\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi} \dots\dots\dots (2)$$

2) Penyusunan *Association Rules*

Menemukan aturan yang mencakup batas minimum semudah menghitung aturan asosiasi kepercayaan "jika A maka B" setelah semua pola frekuensi tinggi terbentuk. Rumus berikut dapat digunakan untuk menentukan keandalan aturan "jika A maka B":

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum Transaksi\ untuk\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi\ untuk\ A} \dots\dots\dots (3)$$

4. Hasil Penelitian Dan Pembahasan

4.1 Perhitungan Manual

1) *Data Selection*

Data penjualan Pand's Muslim *Department Store* dapat diunduh sebagai transaksi mentah dalam *format excel*. Pilih bidang data yang Anda perlukan untuk penambangan data. Sertakan hal-hal seperti tanggal, id transaksi, id barang, nama barang, dan jumlah.

| tanggal | kode-transaksi | nama_barang | qty |
|------------|----------------|------------------------|-----|
| 01/12/2022 | KA0000001 | Voal Osaka Motif | 3 |
| 02/12/2022 | KA0000002 | Kerudung Sekolah Serut | 2 |
| 03/12/2022 | KA0000003 | Shall Aresa | 2 |
| 04/12/2022 | KA0000004 | Shall Roberto | 1 |
| 05/12/2022 | KA0000004 | Pashmina Babydoll Tali | 2 |
| 06/12/2022 | KA0000004 | Kerudung Syria Layer 2 | 1 |

Gambar 3. Potongan Data Transaksi Setelah di Seleksi

2) *Pre-processing/Cleaning*

Untuk memasukkan kode transaksi dan nama barang pada data transaksi penjualan, kita harus memilih kolom id terlebih dahulu.

| kode-transaksi | nama_barang |
|----------------|------------------------|
| KA0000001 | Voal Osaka Motif |
| KA0000002 | Kerudung Sekolah Serut |
| KA0000003 | Shall Aresa |
| KA0000004 | Shall Roberto |
| KA0000004 | Pashmina Babydoll Tali |

Gambar 4. Potongan Data Transaksi Setelah di Cleaning

3) *Tranformasi Data*

Pada tahap ini, mengubah eksistensi data yang telah di cleaning menjadi file *.csv.

| |
|----------------------------------|
| kode-transaksi,nama_barang |
| KA0000001,Voal Osaka Motif |
| KA0000002,Kerudung Sekolah Serut |
| KA0000003,Shall Aresa |
| KA0000004,Shall Roberto |
| KA0000004,Pashmina Babydoll Tali |

Gambar 5. Potongan Data Transaksi Setelah di Ubah Menjadi file *.csv

4) *Data Mining*

Fase ini melibatkan aplikasi manual dari metode apriori ke data.

Tabel 1. Pembangkitan 1 itemset

| nama_barang | Freq | Perhitungan | Support |
|-------------------------|------|-------------|---------|
| Shall Katun Potton | 7 | 7/117 | 0,06 |
| Shall Jumbo Motif | 7 | 7/117 | 0,06 |
| Krudung Segiempat | 7 | 7/117 | 0,06 |
| Krudung Premium | 9 | 9/117 | 0,08 |
| Shall Motif | 9 | 9/117 | 0,08 |
| Voal Osaka Motif | 5 | 5/117 | 0,04 |
| Pashmina Motif | 6 | 6/117 | 0,05 |
| Kerudung Cadar | 8 | 8/117 | 0,07 |
| Pashmina Plisket | 6 | 6/117 | 0,05 |
| Shall Silk Butter | 8 | 8/117 | 0,07 |
| Shall Aresa | 11 | 11/117 | 0,09 |
| Pashmina Tali | 3 | 3/117 | 0,03 |
| Kerudung Bargo | 4 | 4/117 | 0,03 |
| Kerudung Syiria Layer 2 | 12 | 12/117 | 0,1 |
| Syiria Aplikasi | 9 | 9/117 | 0,08 |
| Pashmina Babydoll Tali | 4 | 4/117 | 0,03 |
| Bergo tanggung Crep | 8 | 8/117 | 0,07 |
| Pashmina Instan | 10 | 10/117 | 0,08 |
| Pashmina Segitiga | 6 | 6/117 | 0,05 |
| SH Butik | 2 | 2/117 | 0,02 |
| Shall Roberto | 5 | 5/117 | 0,04 |
| Kerudung Sekolah Serut | 4 | 4/117 | 0,03 |
| SH Casionic | 6 | 6/117 | 0,05 |
| Shall Velvet | 4 | 4/117 | 0,03 |
| SH Saten Jeruk Nipis | 4 | 4/117 | 0,03 |
| SH Gripe Pls | 4 | 4/117 | 0,03 |
| Syiria Pet Standar | 5 | 5/117 | 0,04 |

Tabel 1 merupakan hasil perhitungan nilai support per barang. Didapatkan 27 produk dengan menghitung support dari masing-masing produk dari 117 data transaksi. Produk yang paling diminati adalah Kerudung Syiria Layer 2 dengan nilai support 0.1.

Table 2. Pembangkitan 2 itemset dengan freq > 1

| Kombinasi | | Freq | Supp | Conf |
|--------------------|-------------------|------|--------|--------|
| A | B | | | |
| Shall Katun Potton | Krudung Segiempat | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Shall Katun Potton | Shall Motif | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Shall Katun Potton | Pashmina Plisket | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Shall Katun Potton | Pashmina Instan | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Shall Katun Potton | Shall Velvet | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Shall Jumbo Motif | Krudung Segiempat | 1 | 0,0085 | 0,1429 |

| A | Kombinasi B | Freq | Supp | Conf |
|-------------------------|-------------------------|------|--------|--------|
| Shall Jumbo Motif | Kerudung Bargo | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Shall Jumbo Motif | Pashmina Segitiga | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Shall Jumbo Motif | SH Butik | 2 | 0,0171 | 1 |
| Shall Jumbo Motif | SH Gripe Pls | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Krudung Segiempat | Krudung Premium | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Krudung Segiempat | Kerudung Syiria Layer 2 | 1 | 0,0085 | 0,1429 |
| Krudung Premium | Shall Motif | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Krudung Premium | SH Saten Jeruk Nipis | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Krudung Premium | SH Gripe Pls | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Shall Motif | Voal Osaka Motif | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Shall Motif | Pashmina Motif | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Shall Motif | Pashmina Plisket | 2 | 0,0171 | 0,2222 |
| Shall Motif | Shall Roberto | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Voal Osaka Motif | Pashmina Motif | 2 | 0,0171 | 0,4 |
| Voal Osaka Motif | Kerudung Cadar | 1 | 0,0085 | 0,2 |
| Pashmina Motif | Pashmina Plisket | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| Pashmina Motif | Kerudung Syiria Layer 2 | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| Pashmina Motif | Bergo tanggung Crep | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| Kerudung Cadar | Pashmina Plisket | 1 | 0,0085 | 0,125 |
| Kerudung Cadar | Shall Aresa | 1 | 0,0085 | 0,125 |
| Pashmina Plisket | Shall Silk Butter | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| Pashmina Plisket | Syiria Pet Standar | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| Shall Silk Butter | Shall Aresa | 2 | 0,0171 | 0,25 |
| Shall Silk Butter | Pashmina Tali | 1 | 0,0085 | 0,125 |
| Shall Silk Butter | Shall Roberto | 1 | 0,0085 | 0,125 |
| Shall Silk Butter | SH Saten Jeruk Nipis | 1 | 0,0085 | 0,125 |
| Shall Aresa | Kerudung Syiria Layer 2 | 1 | 0,0085 | 0,091 |
| Shall Aresa | Syria Aplikasi | 1 | 0,0085 | 0,091 |
| Shall Aresa | Kerudung Sekolah Serut | 1 | 0,0085 | 0,091 |
| Pashmina Tali | Pashmina Instan | 1 | 0,0085 | 0,3333 |
| Pashmina Tali | Pashmina Segitiga | 1 | 0,0085 | 0,3333 |
| Pashmina Tali | SH Saten Jeruk Nipis | 1 | 0,0085 | 0,3333 |
| Kerudung Bargo | Bergo tanggung Crep | 1 | 0,0085 | 0,25 |
| Kerudung Bargo | Pashmina Instan | 1 | 0,0085 | 0,25 |
| Kerudung Bargo | Shall Velvet | 1 | 0,0085 | 0,25 |
| Kerudung Bargo | SH Gripe Pls | 1 | 0,0085 | 0,25 |
| Kerudung Bargo | Syiria Pet Standar | 1 | 0,0085 | 0,25 |
| Kerudung Syiria Layer 2 | Pashmina Babydoll Tali | 1 | 0,0085 | 0,0833 |
| Kerudung Syiria Layer 2 | Shall Roberto | 1 | 0,0085 | 0,0833 |
| Syria Aplikasi | Pashmina Babydoll Tali | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Syria Aplikasi | SH Casionic | 1 | 0,0085 | 0,1111 |
| Pashmina Babydoll Tali | Shall Roberto | 1 | 0,0085 | 0,25 |

| A | Kombinasi | | Freq | Supp | Conf |
|----------------------|-----------|----------------------|------|----------|--------|
| | | B | | | |
| Bergo tanggung Crep | | Pashmina Instan | 1 | 0,0085 | 0,125 |
| Bergo tanggung Crep | | SH Saten Jeruk Nipis | 2 | 0,0171 | 0,25 |
| Pashmina Instan | | Pashmina Segitiga | 2 | 0,0171 | 0,2 |
| Pashmina Instan | | SH Gripe Pls | 1 | 0,0085 | 0,1 |
| Pashmina Instan | | Syiria Pet Standar | 3 | 0,0256 | 0,3 |
| Pashmina Segitiga | | SH Butik | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| Pashmina Segitiga | | SH Casionic | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| SH Butik | | SH Gripe Pls | 1 | 0,008547 | 0,5 |
| SH Casionic | | SH Gripe Pls | 1 | 0,0085 | 0,1667 |
| SH Saten Jeruk Nipis | | SH Gripe Pls | 1 | 0,0085 | 0,25 |

Untuk 2 itemset, hasil perhitungan nilai support dan confidence dengan freq > 1 ditunjukkan pada Tabel 2. Setelah menentukan nilai confidence 0,2 dan nilai support 0,01, didapatkan itemset sebagai berikut.

Table 3. itemset dengan minimum supp 0.01 dan conf 0.2

| Itemset | Support | Confidence |
|---|----------|------------|
| Shall Jumbo Motif -> SH Butik | 0,017094 | 0,285714 |
| Shall Motif -> Pashmina Plisket | 0,017094 | 0,222222 |
| Voal Osaka Motif -> Pashmina Motif | 0,017094 | 0,4 |
| Shall Silk Butter -> Shall Aresa | 0,017094 | 0,25 |
| Bergo tanggung Crep -> SH Saten Jeruk Nipis | 0,017094 | 0,25 |
| Pashmina Instan -> Pashmina Segitiga | 0,017094 | 0,2 |
| Pashmina Instan -> Syiria Pet Standar | 0,025641 | 0,3 |

5) Interpretation/Evaluation

Aturan asosiasi yang di dapat dari pengubahan pola dari proses sebelumnya menjadi sebuah knowledge, yaitu:

1. Jika beli Shall Jumbo Motif maka akan beli SH Butik
2. Jika beli Shall Motif maka akan beli Pashmina Plisket
3. Jika beli Voal Osaka Motif maka akan beli Pashmina Motif
4. Jika beli Shall Silk Butter maka akan beli Shall Aresa
5. Jika beli Bergo Tanggung Crep maka akan beli SH Saten Jeruk Nipis
6. Jika beli Pashmina Instan maka akan beli Pashmina Segitiga
7. Jika beli Pashmina Instan maka akan beli Syiria Pet Standar

4.2 Percobaan Menggunakan Rstudio

1) Import Data

```
dataku <- read.csv(file.choose(), header = TRUE)
```

Gambar 6. Script Import Data

Pada gambar 6 merupakan script untuk memanggil data yang akan diolah dan dianalisis dalam Rstudio. Nama file data yang akan diolah adalah dataku.csv.

```
view(dataku)
```

Gambar 7. Script Lihat Data

Script pada gambar 7 digunakan untuk melihat data yang telah dipanggil sebelumnya.

| | kode_transaksi | nama_barang |
|---|----------------|-------------------------|
| 1 | KA0000001 | Voal Osaka Motif |
| 2 | KA0000002 | Kerudung Sekolah Serut |
| 3 | KA0000003 | Shall Areaa |
| 4 | KA0000004 | Shall Roberto |
| 5 | KA0000004 | Pashmina Babydoll Tall |
| 6 | KA0000004 | Kerudung Syiria Layer 2 |

Gambar 8. Potongan Tampilan Dataset

2) Mengubah Tipe Data

Untuk mengubah tipe data menggunakan script sebagai berikut.

```
transaksi <- read.transactions(file = "data_toko_pands.csv", format = "single", sep = ",", cols = c(1,2), skip = 1)
```

Gambar 9. Script Ubah Tipe Data

3) Pemanggilan Data Transaksi

Langkah selanjutnya adalah memanggil data transaksi dengan menggunakan script seperti pada gambar 11. kemudian pada gambar 4.16 merupakan hasil dari memanggil data transaksi.

```
inspect (transaksi)
```

Gambar 10. Script Memanggil Data Transaksi

```
> inspect (transaksi)
  items transactionID
[1] {Voal Osaka Motif} KA0000001
[2] {Kerudung Sekolah Serut} KA0000002
[3] {Shall Areaa} KA0000003
[4] {Kerudung Syiria Layer 2, Pashmina Babydoll Tall, shall Roberto} KA0000004
[5] {shall Roberto} KA0000005
[6] {shall Jumbo Motif} KA0000006
[7] {krudung Premium} KA0000007
```

Gambar 11. Hasil Data Transaksi

4) Proses Algoritme Apriori

Setelah berhasil membaca data 117 transaksi, selanjutnya menampilkan jumlah kombinasi hijab dengan proses algoritme apriori untuk pembentukan rule dengan parameter minimum support = 0,01 dan confidence = 0,2. Script yang digunakan adalah sebagai berikut.

```
data <- apriori(transaksi, parameter = list(supp = 0.01, confidence = 0.2))
```

Gambar 4.17 Script Proses Algoritme Apriori

```
> data <- apriori(transaksi, parameter = list(supp = 0.01, confidence = 0.2))
apriori
Parameter specification:
confidence interval minn item eval originalSupport maxtime support minlen
0.2 0.1 1 none FALSE TRUE 5 0.01 4
maxlen target ext
10 rules TRUE
Algorithm control:
Filter size heap memory load sort verbose
0.1 TRUE TRUE FALSE TRUE 2 TRUE
```

Gambar 12. Hasil Proses Algoritme Apriori

Gambar 12 merupakan hasil running pengolahan data untuk menghasilkan rules apriori.

5) Menampilkan Hasil Rules

Untuk menampilkan hasil rules dengan menggunakan script yang terdapat pada gambar 13.

```
inspect(subset(data, lift > 1))
```

Gambar 13. Script Rules 117 Transaksi

```
> inspect(subset(data, lift > 1))
  lhs                rhs                support  confidence coverage  lift  count
[1] {SH Butik}        => {Shall Jumbo Motif} 0.01709402 1.0000000 0.01709402 16.714286 2
[2] {Shall Jumbo Motif} => {SH Butik} 0.01709402 0.2857143 0.05982906 16.714286 2
[3] {Voal Osaka Motif} => {Pashmina Motif} 0.01709402 0.4000000 0.04273504 7.800000 2
[4] {Pashmina Motif} => {Voal Osaka Motif} 0.01709402 0.3333333 0.05128205 7.800000 2
[5] {SH Saten Jeruk Nipis} => {Bergo tanggung Crep} 0.01709402 0.5000000 0.03418803 7.312500 2
[6] {Bergo tanggung Crep} => {SH Saten Jeruk Nipis} 0.01709402 0.2500000 0.06837607 7.312500 2
[7] {Syiria Pet Standar} => {Pashmina Instan} 0.02564103 0.6000000 0.04273504 7.020000 3
[8] {Pashmina Instan} => {Syiria Pet Standar} 0.02564103 0.3000000 0.08547009 7.020000 3
[9] {Pashmina Plisket} => {Shall Motif} 0.01709402 0.3333333 0.05128205 4.333333 2
[10] {Shall Motif} => {Pashmina Plisket} 0.01709402 0.2222222 0.07692308 4.333333 2
[11] {Pashmina Segitiga} => {Pashmina Instan} 0.01709402 0.3333333 0.05128205 3.900000 2
[12] {Pashmina Instan} => {Pashmina Segitiga} 0.01709402 0.2000000 0.08547009 3.900000 2
[13] {Pashmina Motif} => {Shall Motif} 0.01709402 0.3333333 0.05128205 4.333333 2
[14] {Shall Motif} => {Pashmina Motif} 0.01709402 0.2222222 0.07692308 4.333333 2
[15] {Shall silk Butter} => {Shall Aresa} 0.01709402 0.2500000 0.06837607 2.659091 2
```

Gambar 14. Hasil Rules 117 Transaksi

Pada gambar 14 merupakan hasil aturan asosiasi yang telah dibuat, diperoleh 15 rules yaitu:

1. Jika beli SH Butik maka akan beli Shall Jumbo Motif
2. Jika beli Shall Jumbo Motif maka akan beli SH Butik
3. Jika beli Voal Osaka Motif maka akan beli Pashmina Motif
4. Jika beli Pashmina Motif maka akan beli Voal Osaka Motif
5. Jika beli SH Saten Jeruk Nipis maka akan beli Bergo Tanggung Crep
6. Jika beli Bergo Tanggung Crep maka akan beli SH Saten Jeruk Nipis
7. Jika beli Syiria Pet Standar maka akan beli Pashmina Instan
8. Jika beli Pashmina Instan maka akan beli Syiria Pet Standar
9. Jika beli Pashmina Plisket maka akan beli Shall Motif
10. Jika beli Shall Motif maka akan beli Pashmina Plisket
11. Jika beli Pashmina Segitiga maka akan beli Pashmina Instan
12. Jika beli Pashmina Instan maka akan beli Pashmina Segitiga
13. Jika beli Pashmina Motif maka akan beli Shall Motif
14. Jika beli Shall Motif maka akan beli Pashmina Motif
15. Jika beli Shall Silk Butter maka akan beli Shall Aresa

6) Mengolah Data dengan melihat tingkat frekuensinya

Untuk mengolah data dari tingkat frekuensi menggunakan script yang terdapat pada gambar 15.

```
data_freq <- apriori(transaksi, parameter = list(support = 0.01, minlen = 2, target = 'frequent itemsets'))
```

Gambar 15. Script Olah Data Dengan Tingkat Frekuensi

```
> data_freq <- apriori(transaksi, parameter = list(support = 0.01, minlen = 2, target = 'frequent itemsets'))
Apriori

Parameter specification:
confidence minval max_aware avail originalsupport maxtime support minlen
NA 0.1 1 none FALSE TRUE 5 0.01 2
maxlen target ext
10 frequent itemsets TRUE

Algorithmic controls:
filter tree heap eesopt load sort verbose
0.1 TRUE TRUE FALSE TRUE 2 TRUE
```

Gambar 16. Hasil Olah Data Dengan Tingkat Frekuensi

Pada gambar 16 merupakan hasil pengolahan data untuk menghasilkan rules apriori dengan melihat tingkat frekuensinya.

7) Menampilkan Data

Untuk menampilkan data dari tingkat frekuensi menggunakan script yang terdapat pada gambar 17.

```
inspect(head(data_freq))
```

Gambar 17. Script Menampilkan Data Tingkat Frekuensi

```
> inspect(head(data_freq))
  items                                     support  count
[1] {SH Butik, Shall Jumbo Motif}           0.01709402  2
[2] {Pashmina Motif, Voal Osaka Motif}      0.01709402  2
[3] {Bergo tanggung Crep, SH Saten Jeruk Nipis} 0.01709402  2
[4] {Pashmina Instan, Syiria Pet Standar}    0.02564103  3
[5] {Pashmina Plisket, Shall Motif}         0.01709402  2
[6] {Pashmina Instan, Pashmina Segitiga}    0.01709402  2
```

Gambar 18. Hasil Menampilkan Data Tingkat Frekuensi

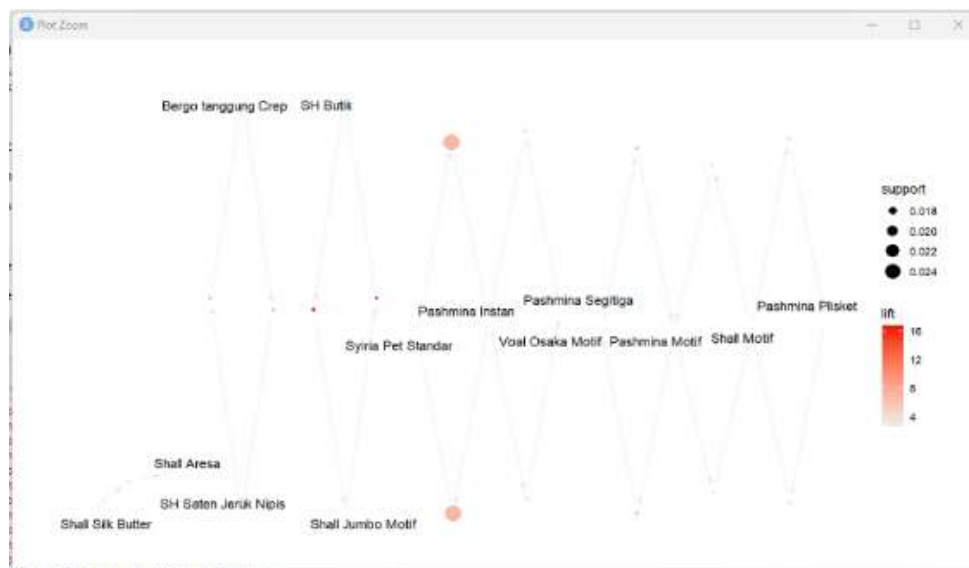
Pada gambar 18 merupakan hasil aturan asosiasi dengan melihat tingkat frekuensi, diperoleh 6 rules yaitu:

1. Jika beli SH Butik maka akan beli Shall Jumbo Motif
2. Jika beli Pashmina Motif maka akan beli Voal Osaka Motif
3. Jika beli Bergo Tanggung Crep maka akan beli SH Saten Jeruk Nipis
4. Jika beli Pashmina Instan maka akan beli Syiria Pet Standar
5. Jika beli Pashmina Plisket maka akan beli Shall Motif
6. Jika beli Pashmina Instan maka akan beli Pashmina Segitiga

7) Grafik Visualisasi Data

```
plot(subset(data, lift > 1.1), method = "graph")
```

Gambar 19. Script Grafik Visualisasi Aturan Asosiasi



Gambar 20. Grafik visualisasi Aturan Asosiasi

Pada gambar 20 dapat diinterpretasikan bahwa semakin gelap warna pada lingkaran yang dihasilkan, maka semakin tinggi lift rasio (tingkat kebenaran). Sedangkan besar kecilnya lingkaran dipengaruhi dari nilai minimum *support* dan *confidence*.

1. Transaksi paling populer adalah Pashmina Instan dan Syiria Pet standar.
2. Jika seseorang membeli pasmina Instan dan Syiria Pet Standar secara bersamaan kemungkinan akan membeli Kerudung Bargo dan SH Gripe Pls.
3. Kerudung Syiria Layer 2 mendominasi dalam sebagian penjualan hijab.
4. Untuk strategi penjualan barang yang kurang diminati adalah paket promo barang yang kurang diminati dengan menambahkan Kerudung Syiria Layer 2.

4.3 Pembahasan

Sebagaimana yang telah dikemukakan pada bagian awal tulisan, bahwa permasalahan utama yang dihadapi oleh manajemen Pand's Muslim Department Store adalah potensi adanya produk yang dijual diminati oleh konsumen, sehingga berpotensi menimbulkan kerugian sebagai akibat adanya suatu produk tertentu yang kurang diminati oleh konsumen, sehingga

dapat menimbulkan kerugian penjualan. Dalam penelitian ini, konsep asosiasi dilakukan dengan menggabungkan beberapa produk tertentu dalam sebuah Paket penjualan, sehingga ketika pelanggan berminat membeli suatu jenis produk tertentu harus membeli secara keseluruhan produk-produk yang termasuk dalam paket tersebut. Tentu saja dalam hal ini, perencanaan paket tidak dilakukan secara ceroboh agar tidak merugikan pelanggan, namun perencanaan paket barang didasarkan pada pola kebiasaan berbelanja pelanggan-pelanggan lain yang telah berbelanja.

Dalam kasus kami, hasil *roole* asosiasi (yang memenuhi ambang batas) yang diperoleh dalam proses pada Gambar 14 menjadi acuan dalam menentukan perencanaan paket penjualan barang, seperti yang disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Desain Paket Produk Berdasarkan Hasil Analisis Asosiasi Keranjang Belanja (Keranjang Belanja)

| Paket | Kombinasi Produk |
|-------|---|
| 1 | SH Butik, Shall Jumbo Motif |
| 2 | Voal Osaka Motif, Pashmina Motif |
| 3 | SH Saten Jeruk Nipis, Bargo Tanggung Crep |
| 4 | Syiria Pet Standar, Pashmina Instan |
| 5 | Pashmina Plisket, Shall Motif |
| 6 | Shall Motif, Pashmina Plisket |
| 7 | Pashmina Segitiga, Pashmina Instan |
| 8 | Pashmina Motif, Shall Motif |
| 9 | Shall Silk Butter, Shall Aresa |

Pertanyaan yang dapat muncul dalam perencanaan paket seperti pada Tabel 4 adalah, sejauh mana ketepatan perencanaan paket tersebut dengan menggunakan hasil penalaran algoritme Apriori. Penelitian [20] menemukan prosentase tingkat penerimaan pengguna sebesar 73% dalam rumusan paket produk pertanian menggunakan algoritme Apriori, sedangkan penelitian [21] menemukan pola bahwa Semakin besar nilai *support* dan *confidence* dari paket produk yang direkomendasikan maka asosiasi antar produknya semakin kuat sehingga perencanaan paket penjualan produk semakin banyak peminatnya. Walaupun kedua hasil penelitian tersebut telah menunjukkan kinerja baik bagi algoritme Apriori dalam perencanaan paket penjualan produk, penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengetahui secara pasti tingkat efektivitas perencanaan paket produk pada Tabel 4, dengan melibatkan tanggapan responden dalam jumlah besar.

5. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan Hasil perhitungan algoritme apriori menunjukkan bahwa aturan asosiasi untuk kombinasi tertinggi dari 1 itemset menghasilkan nilai *support* sebesar 0,1 untuk pelanggan yang membeli Kerudung Syiria Layer 2. Sedangkan, kombinasi tertinggi dari 2 itemset menghasilkan nilai *support* sebesar 0,02 dan nilai *confidence* sebesar 0,3 adalah pelanggan yang membeli Pashmina Instan dan Pashmina Instan dan Syiria Pet Standar. Kemudian untuk mengevaluasi hasil algoritme apriori berdasarkan hasil 5 aturan fusi data dengan nilai *support* minimal 0,1 dan nilai kepercayaan minimal 0,2. Transaksi dengan nilai *support* tinggi ditempatkan di akhir/awal karena item dalam transaksi tersebut paling banyak dibeli.

Daftar Referensi

- [1] S. Nurajizah, "Analisa Transaksi Penjualan Obat menggunakan Algoritme Apriori," *INOVTEK*, vol. 4, no. 1, pp. 35–44, 2019.
- [2] N. Normah, B. Rifai, & P. Sari, "Algoritme Apriori Sebagai Solusi Kontrol Persediaan Suku Cadang Mobil PT. Buanasakti Aneka Motor Jakarta," *Paradigma –Jurnal Komputer Dan Informatika*, vol. 22, no. 2, pp. 161–168, 2020.
- [3] D. Nofriansyah, "Konsep Data Mining Vs Sistem pendukung Keputusan," *Yogyakarta: Deepublish*, 2014.
- [4] B. Bahar, "Model Pengujian Akurasi Berbasis Empiris Pada Algoritme A-Priori". *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 45-56, 2019
- [5] R. Anugrah, T. Widiari, & S. Sugito, "GUI R Untuk Analisis Keranjang Belanja Dengan Algoritme Apriori Pada Suatu Perusahaan E-Commerce". *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 2, pp. 278-289, 2022.
- [6] I. Musdalifah, & A. Jananto, "Analisis Perbandingan Algoritme Apriori Dan FP-Growth Dalam Pembentukan Pola Asosiasi Keranjang Belanja Pelanggan". *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, vol. 18, no. 2, pp. 175-184, 2020.
- [7] I. Ashari, A. Wirasto, D.N. Triwibowo, & P. Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritme Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail". *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 3, pp. 701-709, 2022.
- [8] D.M. Sinaga, A.P. Windarto, H.S. Tambunan, & I.S. Damanik, "Data Mining Menggunakan Metode Asosiasi Apriori untuk Merekomendasi Pola Obat Pada Puskesmas". *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 3, no. 2, pp. 143-149, 2022.
- [9] S.C. Nurzanah, S. Alam, & T.I. Hermanto, "Analisis Association Rule Untuk Identifikasi Pola Gejala Penyakit Hipertensi Menggunakan Algoritme Apriori (Studi Kasus: Klinik Rafina Medical Center)". *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 5, no. 2, pp. 132-141, 2022.
- [10] D. Romdon, & I. Kholil, "Implementasi Data Mining Dengan Metode Apriori Dalam Menentukan Pola Pemilihan Pemeriksaan Kimia". *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, Vol. 19, no. 2, pp. 642-651, 2022.
- [11] M. Mardiah, "Penerapan Data Mining Apriori Pada Persediaan Obat (Studi Kasus Apotek Rafif Farma Medan)," *Algoritma. J. Ilmu Komput. Dan Inform.*, vol. 3, no. 2, p. 115, 2019, doi: 10.30829/algoritme.v3i2.6953.
- [12] E. Febrivani, Saifullah, & R. Winanjaya, "Penerapan Data Mining Asosiasi Pada Persediaan Obat," *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi (JIKOMSI)*, vol. 4, no. 1, pp. 23-35, 2021.
- [13] Esha Alma'arif. et al "Implementasi Algoritme Apriori untuk Rekomendasi Produk pada Toko Online," *Citec Journal*, Vol. 7, No. 1, pp. 33-42, 2020.
- [14] I. Haidar. (2021) Implementasi Algoritme Apriori Untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Carroll Kitchen), Skripsi, Program Studi Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.
- [15] S. Sinaga and A. M. Husein, "Penerapan Algoritme Apriori dalam Data Mining untuk Memprediksi Pola Pengunjung pada Objek Wisata Kabupaten Karo," *J. Teknol. dan Ilmu Komput. Prima*, vol. 2, no. 1, pp. 49–54, 2019.
- [16] Y. Yennimar, E. C. Sibarani, I. Irwansyah, M. I. T. Rahmadi, & R. Syahputra, "Implementasi Kesesuaian Obat Pada Penyakit Menggunakan Algoritme Apriori," *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 3, no. 1, pp. 12-23, 2019.
- [17] Pane, Dewi, Kartika. "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Elektronik Dengan Algoritme Apriori (Studi Kasus KreditPlus)," *Jurnal Pelita Informatika Budi Darma*, Vol.4, No.3, pp. 105-113, 2013.
- [18] S. Ependi, & M. Akbar, "Implementasi Data Mining pada Penjualan Produk dengan Menggunakan Algoritme Apriori," *Bina Darma Conference on Computer Science*, pp. 220–225, 2021.
- [19] P. Nur Harahap, & S. Sulindawaty, "Implementasi Data Mining Dalam Memprediksi Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritme Apriori (Studi Kasus PT. Arma Anugerah Abadi Cabang Sei Rampah)," *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, Vol 11, No 2, pp. 236-245, 2019.

- [20] N.F. Hasan, R. Hammad, D.E. Profesi, & K. Kusriani, "Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Kombinasi Paket Produk Pertanian Menggunakan Algoritme Apriori. *Jurnal Eksplora Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 38-49, 2019.
- [21] A. Prabowo, I. Masdiyasa, & E.P. Mandyartha, "SISTEM INFORMASI REKOMENDASI PAKET PRODUK PERTANIAN". *Scan: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 16, no. 1, pp. 47-52, 2021.