

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1. Tinjauan Pustaka

Adapun penelitian yang terkait dengan algoritma apriori sebagai tinjauan dan acuan untuk membuat sistem ini adalah sebagai berikut.

Ibnu Haidar Universitas Islam Indonesia (2021), melakukan penelitian tentang Pola Transaksi Penjualan di *Carroll Kitchen* Jogja. Dalam penelitian ini menggunakan metode algoritma apriori dengan 5.355 data transaksi penjualan kafe *Carroll Kitchen*. Hasil dari penelitian ini adalah algoritma apriori mampu digunakan untuk menentukan menu yang paling sering dibeli konsumen dengan melihat kecenderungan konsumen dalam melakukan transaksi. Hasil analisis yang didapatkan setelah menggunakan perbandingan minimum support dan minimum confidence yang berbeda-beda berdasarkan data transaksi yang ada adalah dengan menggunakan *minimum support* 4% (kuatnya kombinasi item tersebut dalam database) dan *minimum confidence* 30% (kuatnya hubungan antar item dalam aturan asosiasi) menghasilkan dua puluh empat aturan asosiasi. Salah satu contohnya yaitu jika konsumen membeli menu Teh manis (dingin) maka 71,05% (kepastian konsumen dalam membeli item) akan membeli Nasi goreng jambal. Dari data hasil aturan yang telah diperoleh, dapat diketahui menu apa saja yang sering dibeli secara bersamaan oleh setiap konsumen. Informasi ini dapat memudahkan dalam menyiapkan bahan untuk makanan dan minuman yang paling sering dibeli konsumen serta membantu pihak kafe dalam mengambil sebuah keputusan bisnis yang berhubungan dengan produknya.

Aniqoh Bachriwindi (2020), pada penelitiannya mengambil tentang hubungan antar matakuliah berdasarkan nilai mahasiswa dengan data yang digunakan untuk penelitian adalah data transkrip nilai dari semester 1 sampai semester 7 mahasiswa teknik informatika UIN Malulan Malik Ibrahim Malang angkatan 2016 dan distribusi *knowledge area* yang dikelompokkan berdasarkan *Computer Science Curricula* 2013 teknik informatika. Penelitian ini bertujuan untuk menemukan pola hubungan mata kuliah berdasarkan nilai mahasiswa menggunakan algoritma apriori. Dari hasil dari algoritma apriori untuk menemukan hubungan antar mata kuliah berdasarkan nilai mahasiswa yang telah diuji dalam sistem, dapat disimpulkan bahwa ditentukan *minimum support* 0.3 dan *minimum confidence* 0.4 yang terbaik dari pengujian yang lainnya sehingga terbentuk 19 hubungan mata kuliah masing-masing *knowledge area* berdasarkan dari *Computer Science Curricula* 2013 dengan akurasi dari para pakar sebesar 70.4545%. Hasil asosiasi ini dipengaruhi oleh beberapa faktor, dimana faktor terbesar adalah distribusi klasifikasi mata kuliah dalam kurikulum yang digunakan di Jurusan Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang.

Rapita Sari (2018), pada penelitiannya menerapkan algoritma apriori untuk menemukan pola peminjaman buku di perpustakaan pusat UIN Raden Fatah Palembang. Data yang digunakan adalah data peminjaman buku perpustakaan pada tahun 2015 sampai dengan tahun 2017. Pada penelitian ini memanfaatkan *tools rapidminer* sebagai pendukung hasil akhir dari analisis. Tujuan dari penelitian ini adalah menemukan informasi pola peminjaman buku yang dapat membantu dalam memberikan rekomendasi lokasi penempatan buku yang tepat sesuai dengan kebutuhan dari anggota perpustakaan pusat Universitas Islam Negeri Raden Fatah

Pelembang. Dari hasil perhitungan data mining menggunakan algoritma apriori, data transaksi peminjaman buku di perpustakaan dengan batasan *minimum support* 40% dan *minimum confidence* 70%, membentuk 10 rules di setiap tahunnya. Salah satu rules yang terbentuk adalah jika meminjam jenis buku 2X4 maka meminjam jenis buku 100 dengan nilai *support* 55% dan nilai *confidence* 84,62%, sehingga informasi ini dapat memberi rekomendasi kepada pihak perpustakaan untuk mengatur tata letak rak buku.

Fikardi (2020), meneliti toko obat Vitka Farma untuk menentukan tingkat penjualan obat dengan menggunakan *software* WEKA untuk menghitung algoritma apriori data transaksi penjualan pada tahun 2019. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memecahkan permasalahan dalam menentukan tingkat penjualan obat menggunakan data mining dengan mengimplementasikan algoritma apriori dalam menentukan tingkat penjualan obat. Data penjualan yang digunakan pada penelitian ini selama delapan minggu dengan jumlah 34 item diseleksi menggunakan metode algoritma apriori. Algoritma apriori merupakan algoritma *market basket analysis* yang digunakan untuk menghasilkan *association rule*, dengan pola “if then”. Pada algoritma apriori ditentukan *frequent itemset-1*, *frequent itemset-2*, dan *frequent itemset-3* hingga memperoleh aturan asosiasi dari data-data yang sudah diseleksi sebelumnya. Untuk mendapatkan *frequent itemset* tersebut maka setiap data yang sudah diseleksi harus memenuhi syarat *minimum support* dan *minimum confidence*. Pada penelitian ini menggunakan *minimum support* ≥ 7 atau 0,875 dan *minimum confidence* 100%. Hingga akhirnya diperoleh hasil beberapa aturan asosiasi dan *final asosiasi*, dimana perhitungan pencarian aturan asosiasi secara manual dan menggunakan *software* WEKA 3.9 diperoleh hasil yang sama, dari pengolahan

WEKA tersebut terdapat 51 hasil final asosiasi yang diambil dari frequent 2 itemset dan terdapat 35 hasil yang diambil dari *frequent 3 itemset* dengan nilai *confidence* 100% dan *support x confidence* 88%.

Andre Mikhael Butar Butar (2022), pada penelitiannya memanfaatkan data transaksi penjualan pada PD. Lucky Metal Part untuk membentuk pola penjualan menggunakan algoritma apriori untuk diolah menjadi informasi yang berguna untuk meningkatkan penjualan produk. Dari pemanfaatan algoritma apriori perusahaan mendapatkan informasi yang dapat membantu untuk menentukan menu *bundling* atau paket penjualan dan pola pembelian konsumen di PD. Lucky Metal Part sehingga mempermudah perusahaan dalam membuat keputusan dan strategi untuk meningkatkan penjualan. Dari hasil analisis dan pengujian yang telah dilakukan menggunakan 730 data transaksi PD. Lucky Metal Part selama 4 bulan, mulai bulan Januari sampai April dengan parameter *minimum support* sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 20% menghasilkan kombinasi menu item yang dapat dibuat untuk proses pengembangan promosi menjadi menu paket atau *bundling* yaitu baut reflektor yamaha, baut handle rem vario, baut cover body yamaha dan baut std samping yamaha.

Tabel 2. 1 Tinjauan Pustaka

| No. | Nama Penulis | Metode/ Teknologi | Objek | Hasil |
|-----|--|--|-------------------------------------|--|
| 1. | Ibnu Haidar Universitas Islam Indonesia (2021) | Algoritma apriori PHP <i>Boostrap Framework MySql</i> | Menu di Carrol Kitchen Jogja. | Dari analisis keenam percobaan didapatkan hasil bahwa dengan menggunakan <i>minimum support</i> 4% (kuatnya kombinasi <i>item</i> tersebut dalam <i>database</i>) dan <i>minimum confidence</i> 30% (kuatnya hubungan antar <i>tem</i> dalam aturan asosiasi) menghasilkan dua puluh empat aturan asosiasi. Salah satu contohnya yaitu jika konsumen membeli menu Teh manis (dingin) maka 71,05% (kepastian konsumen dalam membeli <i>item</i>) akan membeli |

Tabel 2. 1 Tinjauan Pustaka

| No. | Nama Penulis | Metode/ Teknologi | Objek | Hasil |
|-----|---------------------------|--|---|--|
| | | | | Nasi goreng jambal. Dari data hasil aturan yang telah diperoleh, dapat diketahui menu apa saja yang sering dibeli secara bersamaan oleh setiap konsumen. Informasi ini dapat berguna untuk menaikkan penjualan yaitu dengan mengetahui makanan dan minuman apa saja yang sering dibeli oleh konsumen, sehingga dengan hal tersebut pihak kafe dapat membuat keputusan bisnis dengan membuat rekomendasi paket menu. |
| 2. | Aniqoh Bachriwindi (2020) | <i>Data Mining, Association Rule Mining, Algoritma apriori, PHP, MySql</i> | Nilai Mahasiswa angkatan 2016 Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang dari semesater 1 sampai dengan semester 7 | Dari hasil dari algoritma apriori untuk menemukan hubungan antar mata kuliah berdasarkan nilai mahasiswa yang telah diuji dalam sistem, dapat disimpulkan bahwa ditentukan minimum support 0.3 dan minimum confidence 0.4 yang terbaik dari pengujian yang lainnya sehingga terbentuk 19 hubungan mata kuliah masingmasing knowledge area berdasarkan dari Computer Science Curricula 2013.dengan akurasi dari para pakar sebesar 70.4545%. Hasil asosiasi ini dipengaruhi oleh beberapa faktor, dimana faktor terbesar adalah distribusi klasifikasi mata kuliah dalam kurikulum yang digunakan di Jurusan Teknik Informatika UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. |
| 3. | Rapita Sari (2018) | <i>Data Mining, Association Rules, Algoritma apriori, Rapidminer</i> | Perpustakaan Universitas Islam Negeri Radeng Fatah Palembang | Dari hasil perhitungan data mining menggunakan algoritma apriori, data transaksi peminjaman buku di perpustakaan dengan batasan minimum support 40% dan minimum confidence 70%, membentuk 10 rules di setiap tahunnya. Salah satu rules yang terbentuk adalah jika meminjam jenis buku 2X4 maka meminjam jenis buku 100 dengan nilai support 55% dan nilai confidence 84,62%, sehingga informasi ini dapat memberi rekomendasi kepada pihak perpustakaan untuk mengatur tata letak rak buku. |
| 4. | Fikardi (2020) | <i>Data Mining, Association Rules, Algoritma apriori, Weka</i> | Apotek Vitka Farma | Data penjualan yang digunakan pada penelitian ini selama delapan minggu dengan jumlah 34 item diseleksi menggunakan metode algoritma apriori. algoritma apriori |

Tabel 2. 1 Tinjauan Pustaka

| No. | Nama Penulis | Metode/ Teknologi | Objek | Hasil |
|-----|----------------------------------|--|--|--|
| | | | | merupakan algoritma market basket analysis yang digunakan untuk menghasilkan association rule, dengan pola “if then”. Pada algoritma apriori ditentukan frequent itemset-1, frequent itemset-2, dan frequent itemset-3 hingga memperoleh aturan asosiasi dari data-data yang sudah diseleksi sebelumnya. Untuk mendapatkan frequent itemset tersebut maka setiap data yang sudah diseleksi harus memenuhi syarat minimum support dan minimum confidence. Pada penelitian ini menggunakan minimum support ≥ 7 atau 0,875 dan minimum confidence 100%. Hingga akhirnya diperoleh hasil beberapa aturan asosiasi dan final asosiasi, dimana perhitungan pencarian aturan asosiasi secara manual dan menggunakan software WEKA 3.9 diperoleh hasil yang sama, dari pengolahan WEKA tersebut terdapat 51 hasil final asosiasi yang diambil dari frequent 2 itemset dan terdapat 35 hasil yang diambil dari frequent 3 itemset dengan nilai confidence 100% dan support x confidence 88%. |
| 5. | Andre Mikhael Butar Butar (2022) | <i>Data Mining, Association Rules, Algoritma apriori, HTML, CSS, Xampp, PHP, MySql, RapidMiner, Visual Studio Code</i> | Data transaksi pada PD. Lucky Metal Part | Dari pemanfaatan algoritma apriori perusahaan mendapatkan informasi yang dapat membantu untuk menentukan menu <i>bundling</i> atau paket penjualan dan pola pembelian konsumen di PD. Lucky Metal Part sehingga mempermudah perusahaan dalam membuat keputusan dan strategi untuk meningkatkan penjualan. Dari hasil analisis dan pengujian yang telah dilakukan menggunakan 730 data transaksi PD. Lucky Metal Part selama 4 bulan, mulai bulan Januari sampai April dengan parameter <i>minimum support</i> sebesar 5% dan <i>minimum confidence</i> sebesar 20% menghasilkan kombinasi menu item yang dapat dibuat untuk proses pengembangan promosi menjadi menu paket atau <i>bundling</i> yaitu baut reflektor yamaha, baut handle rem vario, baut cover body yamaha dan baut std samping yamaha. |

Tabel 2. 1 Tinjauan Pustaka

| No. | Nama Penulis | Metode/ Teknologi | Objek | Hasil |
|-----|------------------------------|--|--|--|
| 6. | Syadza Latif Labiibah (2023) | <i>Data Mining</i> , Algoritma apriori, <i>Laravel</i> , <i>PHP</i> , <i>MySql</i> | Toko Alat dan Bahan Sablon Enol SPS Jogja | Hasil dari penelitian ini digunakan untuk membantu pihak <i>marketing</i> dalam menentukan strategi pemasaran dan pola kombinasi <i>item</i> barang yang sering dibeli oleh pelanggan berdasarkan transaksi penjualan. |

2.2. Dasar Teori

2.2.1. Enol SPS (*Screen Printing Supplier*)

Enol SPS merupakan *Supplier* perlengkapan alat dan bahan sablon yang berdiri sejak pada tanggal 9 Maret tahun 2014 oleh Bapak Faiz Muhammad Bagus Panuntun yang sekarang terletak di Jl. Sidoreejo No. 300, Sinopakis Lor, Ngestiharjo, Kec. Kasihan, Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta 55184. Produk pertama yang dibuat oleh ENOL SPS adalah frame presisi dengan berbagai ukuran. Pada tahun 2017-2018 frame presisi mulai berkembang menjadi meja double pin sablon. Dan sekarang memiliki 18 karyawan dimana ada 6 bagian marketing, 4 bagian PIQ, dan 8 bagian produksi.

Terdapat beberapa jenis barang yang dijual Enol SPS, jenis yang pertama 1) adalah WAS (*Wood and Alumunium Screen*) yang berupa screen alumunium dan screen kayu yang memiliki 88 data barang dengan ukuran dan jenis *mesh* (T) yang berbeda. Kedua 2) adalah PES (*Portable Equipment and Sparepart*) yang berupa *sparepart* pendukung alat sablon seperti T Screen, L Screen, Rakel, dll yang memiliki 84 data barang. Ketiga 3) adalah SPT (*Screen Printing Table*) yang berupa meja sablon thailand, meja afdruk, flash curing, washbooth, dll yang memiliki 20 data barang. Yang terakhir 4) adalah PLC (*Powder and Liquid Cemical*)

yang berupa bahan sablon seperti plastisol (cat berbasis minyak), rubber (cat berbasis air), obat afdruk, lem meja, kaporit dan masih banyak lagi, untuk bahan sablon sendiri memiliki 314 data barang.

2.2.2. Data Mining

Menurut (Retno Tri Vulandari S.Si., M, 2017), data mining adalah serangkaian proses untuk menambah serta mencari informasi yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu basis data. Informasi yang dihasilkan diperoleh dengan cara mengekstrasi dan menggali pola yang penting atau menarik dari data yang terdapat basis data. Data mining biasanya digunakan untuk mencari pengetahuan dalam basis data yang besar sehingga sering disebut *Knowledge Discovery Databases (KDD)*.

Data Mining diartikan merupakan sekumpulan proses yang berguna mengeksplorasi dan mencari nilai yang berupa informasi serta relasi - relasi kompleks yang selama ini tersimpan dalam suatu basis data. Dengan melakukan penggalian pola informasi terhadap data yang berguna sebagai memanipulasi data menjadi sebuah informasi baru serta lebih bermanfaat yang didapatkan melalui cara mengekstrasi dan mengetahui beberapa pola yang berharga atau menarik yang didapatkan dari basis data (Utomo, D.P., & Purba, B, 2019)

Menurut Haskett dalam (Retno Tri Vulandari S.Si., M, 2017) Fungsi umum dalam data mining yaitu :

- a. *Assosiation*, adalah proses untuk menemukan aturan asosiasi Antara suatu kombinasi item dalam suatu waktu.

- b. *Sequence*, adalah proses untuk menentukan aturan asosiasi Antara suatu kombinasi item dalam suatu waktu dan diterapkan lebih dari satu periode.
- c. *Clustering*, adalah proses pengelompokan sejumlah data/objek ke dalam kelompok data sehingga setiap kelompok berisi data yang mirip.
- d. *Classification*, adalah proses penemuan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui.
- e. *Regression*, adalah proses pemetaan data dalam suatu nilai prediksi.
- f. *Forecasting*, adalah proses pengestimasian nilai prediksi berdasarkan pola-pola di dalam sekumpulan data.
- g. *Solution*, adalah proses penemuan akar masalah dan *problem solving* dari persoalan bisnis yang diharapkan atau paling tidak sebagai informasi dalam pengambilan keputusan.

2.2.3. Tahapan *Data Mining*

Tahapan yang dilakukan pada proses *data mining* diawali dari seleksi data dari data sumber ke data target, tahap *preprocessing* untuk memperbaiki kualitas data, transformasi, data mining serta tahap interpretasi dan evaluasi yang menghasilkan output berupa pengetahuan baru yang diharapkan memberikan kontribusi yang lebih baik. Menurut Tan dalam (Retno Tri Vlandari S.Si., M, 2017), serangkaian proses tahapan memiliki tujuh (7) tahapan yaitu :

- a. Pembersihan Data (*data cleaning*) Pembersihan data adalah proses untuk menghilangkan data-data yang tidak relevan. Data-data yang dibuang terkadang dibandingkan terlebih dahulu dengan hipotesa yang telah dibuat.

Sehingga pada proses selanjutnya dapat dengan mudah menemukan hasil yang diinginkan.

- b. Integrasi data (*data integration*) Integrasi data merupakan proses dalam menggabungkan data dari beberapa *database* kedalam satu *database* baru. Tidak sedikit data yang dibutuhkan diambil dari berbagai *database* atau teks file.
- c. Seleksi data (*data selection*) Data yang sudah ada di database seringkali tidak semuanya dibutuhkan, maka dari itu dibutuhkan penyeleksian data untuk data yang benar-benar dibutuhkan dalam proses selanjutnya.
- d. Transformasi data (*data transformation*) Data digabung atau diubah sesuai dengan proses yang digunakan dalam data mining. Karena beberapa format data mining membutuhkan format data yang khusus dalam pemrosesannya.
- e. Proses *mining* Adalah proses menggali data dari sebuah database atau kumpulan data untuk memperoleh informasi yang tersembunyi dari data yang diolah.
- f. Evaluasi Pola (*pattern evaluation*) Dalam proses ini adalah hasil dari teknik data mining berupa pola-pola yang akan diujia pada hipotesa yang sudah dibuat sebelumnya. Sehingga akan memperoleh kesimpulan-kesimpulan yang mendekati hasil atau hipotesa untuk proses selanjutnya.
- g. Presentasi pengetahuan (*knowlegde presentation*) Ini termasuk dalam langkah akhir dari data mining dalam tahap ini saatnya untuk mempresentasikan hasil yang telah di lakukan dengan mengimplementasikan analisis yang didapat. Sehingga akan memperoleh kesimpulan *real*.

2.2.4. Algoritma Apriori

Menurut (Mazida, 2015) algoritma apriori termasuk jenis aturan asosiasi pada data mining. Aturan yang menyatakan asosiasi antara beberapa atribut sering disebut *affinity analysis* atau *market basket analysis*. Misalnya sebuah swalayan memiliki market basket, dengan adanya algoritma apriori, pemilik swalayan dapat mengetahui pola pembelian seorang konsumen, jika seorang konsumen membeli item A , B, punya 13 kemungkinan 50% dia akan membeli item C, pola ini sangat signifikan dengan adanya data transaksi selama ini.

Algoritma apriori adalah proses ekstraksi informasi dari suatu *database*, dilanjutkan dengan melakukan *frequent item/itemset* dan *candidate generation* dalam pembentukan *asosiasi rule* mining guna mendapatkan hasil nilai minimum *support* dan hasil nilai minimum *confidence* (Lismardiana et al., 2015). *Support* (nilai penunjang) adalah presentase kombinasi item tersebut dalam database, sedangkan *confidence* (nilai kepastian) adalah kuatnya hubungan antar-item dalam aturan asosiasi.

Dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap, yaitu:

a. Analisa Pola Frekuensi Tinggi (*Support*)

Tahap ini dicari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam *database*. Nilai *support* sebuah item diperoleh dengan rumus berikut :

Persamaan (1) adalah rumus untuk mendapatkan nilai *support*.

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

Persamaan (2) adalah rumus untuk mendapatkan nilai *support* dari suatu kombinasi item.

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

b. *Confidence*

Pembentukan aturan asosiasi, setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *Confidence*.

Adapun rumus untuk mencari *Confidence* ialah:

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

Sedangkan rumus untuk mendapatkan nilai presentase *Confidence* ialah:

$$Confidence(A \geq B) = \frac{Support(A, B)}{Support(A)} \times 100\% \quad (4)$$

Ada dua proses yang cukup penting pada algoritma apriori ialah:

a. Join (Penggabungan)

Pada proses ini satu item dikombinasikan dengan item lain sampai tidak ada lagi kombinasi yang bisa terbentuk.

b. Pruning (Pemangkasan)

Pada proses ini dilakukan pemangkasan terhadap kombinasi sesuai dengan minimum support yang sebelumnya telah ditetapkan.

Berikut ini adalah langkah-langkah dari algoritma apriori:

1. Hitung support dari *itemset* (dengan ukuran $k = 1$) dalam *database*. Proses ini akan menghasilkan himpunan kandidat yang akan dihitung.
2. Pangkas (*pruning*) kumpulan kandidat dengan cara menghilangkan item yang memiliki support lebih kecil dari ambang batas (*threshold*) yang diberikan.
3. Gabungkan *itemset* yang paling sering muncul untuk membentuk himpunan berukuran $k + 1$, dan ulangi himpunan di atas sampai tidak ada lagi *itemset* yang dapat dibentuk.

Tabel 2. 2 merupakan contoh soal pencarian asosiasi metode algoritma apriori dengan ketentuan nilai *minimum support* 11% dan *minimum confident* 71,4%. Untuk mempermudah transaksi yang akan dihitung maka data diubah terlebih dahulu menjadi format tabular seperti pada Tabel 2. 3 .

Tabel 2. 2 Contoh Data Transaksi

| No. Transaksi | Nama Barang |
|--------------------------|---|
| 1 | Discharge Agent, ANT MIX P-SE0024 250gr, Hybrid Ocher Yellow P-PC 2488 |
| 2 | Odor 10 (Plastisol agent) 100gr, Plastisol JKR Plascharge 10 |
| 3 | PTS AS Transparant 1 Kg, Plastisol AS Orange, Plastisol AS Yellow |
| 4 | Plastisol AS Orange, Plastisol AS Yellow, PTS AS Transparant 1 Kg |
| 5 | Rubber Elgo Warna, Rubber Elgo White |
| 6 | Plastisol AS R-White, GRAL-S 45cm, Karet Kuning Papak 45cm, ANT PTS Black P-OP 9719 |
| 7 | Metasol Remover, Plastisol AS R-White |
| 8 | Plastisol AS B-White, Karet Merah Lancip 20 cm, Plastisol AS Cyan PC 1 Kg |
| 9 | Bremol Tex, SKB 40X60 3/3 T77, SKB 40X60 3/3 T61 |
| 10 | Reducer Bening, Plastisol AS B-White |
| 11 | Metasol Remover, ANT PTS Natural White P-OP 0010, M3 Super 1 lt |
| 12 | M3 Super 1 lt, Screen Opener 5534 |
| 13 | Leo Yellow, Leo Black Eco, Rubber Matsui MJB Clear |
| 14 | Bremol Tex, M3 Super 1 lt, Plastisol AS Yellow, Plastisol AS Black, Lem Meja Super Metakol 1 Kg |
| 15 | Ganti Part Thermo, Cek & Bongkar Pasang |
| 16 | Kaporit, Plastisol AS R-White, Plastisol AS Yellow |
| 17 | Karet Kuning Papak 30 cm, Plastisol AS G-Yellow |
| 18 | Pigmen Neo Blue, Pigmen Neo Red, Pigmen Neo Black, Pigmen Neo Yellow |

Iterasi-1, proses pembantuan C_1 atau disebut dengan 1 *itemset* dengan jumlah *minimum support* = 11%. Hasil perhitungan dari Tabel 2. 4 sebagai berikut.

Tabel 2. 4 Kandidat 1-Item (C_1)

| No. | Nama Barang | Frequent | Support (%) |
|-----|---------------------------------|----------|-------------|
| 1 | Discharge Agent | 1 | 5.56% |
| 2 | ANT MIX P-SE0024 250gr | 1 | 5.56% |
| 3 | Hybrid Ocher Yellow P-PC 2488 | 1 | 5.56% |
| 4 | Odor 10 (Plastisol agent) 100gr | 1 | 5.56% |
| 5 | Plastisol JKR Plascharge 10 | 1 | 5.56% |
| 6 | PTS AS Transparant 1 Kg | 2 | 11.11% |
| 7 | Plastisol AS Orange | 2 | 11.11% |
| 8 | Plastisol AS Yellow | 4 | 22.22% |
| 9 | Rubber Elgo Warna | 1 | 5.56% |
| 10 | Rubber Elgo White | 1 | 5.56% |
| 11 | Plastisol AS R-White | 3 | 16.67% |
| 12 | GRAL-S 45cm | 1 | 5.56% |
| 13 | Karet Kuning Papak 45cm | 1 | 5.56% |
| 14 | ANT PTS Black P-OP 9719 | 1 | 5.56% |
| 15 | Metasol Remover | 2 | 11.11% |
| 16 | Plastisol AS B-White | 2 | 11.11% |
| 17 | Karet Merah Lancip 20 cm | 1 | 5.56% |
| 18 | Plastisol AS Cyan PC 1 Kg | 1 | 5.56% |
| 19 | Bremol Tex | 2 | 11.11% |
| 20 | SKB 40X60 3/3 T77 | 1 | 5.56% |
| 21 | SKB 40X60 3/3 T61 | 1 | 5.56% |
| 22 | Reducer Bening | 1 | 5.56% |
| 23 | ANT PTS Natural White P-OP 0010 | 1 | 5.56% |
| 24 | M3 Super 1 lt | 3 | 16.67% |
| 25 | Screen Opener 5534 | 1 | 5.56% |
| 26 | Leo Yellow | 1 | 5.56% |
| 27 | Leo Black Eco | 1 | 5.56% |
| 28 | Rubber Matsui MJB Clear | 1 | 5.56% |
| 29 | Plastisol AS Black | 1 | 5.56% |
| 30 | Lem Meja Super Metakol 1 Kg | 1 | 5.56% |
| 31 | Ganti Part Thermo | 1 | 5.56% |
| 32 | Cek & Bongkar Pasang | 1 | 5.56% |

Tabel 2. 4 Kandidat 1-Item (C_1)

| No. | Nama Barang | Frequent | Support (%) |
|-----|--------------------------|----------|-------------|
| 33 | Kaporit | 1 | 5.56% |
| 34 | Karet Kuning Papak 30 cm | 1 | 5.56% |
| 35 | Plastisol AS G-Yellow | 1 | 5.56% |
| 36 | Pigmen Neo Blue | 1 | 5.56% |
| 37 | Pigmen Neo Red | 1 | 5.56% |
| 38 | Pigmen Neo Black | 1 | 5.56% |
| 39 | Pigmen Neo Yellow | 1 | 5.56% |

- a. *Support* PTS AS Transparant 1 Kg = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$
- b. *Support* Plastisol AS Orange = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$
- c. *Support* Plastisol AS Yellow = $4/18 = 0,222 = 22,22\%$
- d. *Support* Plastisol AS R-White = $3/18 = 0,167 = 16,67\%$
- e. *Support* Metasol Remover = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$
- f. *Support* Plastisol AS B-White = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$
- g. *Support* Bremol Tex = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$
- h. *Support* M3 Super 1 lt = $3/18 = 0,167 = 16,67\%$

Iterasi-2, proses pembentukan (kombinasi 2 *itemset*) C_2 atau disebut dengan 2 *itemset* dengan jumlah *minimum support* 11%, jadi item dengan nilai *minimum support* akan dieliminasi dan tidak dilanjutkan perhitungan selanjutnya. Sebagai contoh, *item* {PTS AS Transparant 1 Kg} digabung dengan *item* {Plastisol AS Orange} hasilnya akan menjadi {PTS AS Transparant 1 Kg, Plastisol AS Orange} dan akan dihitung seperti pada *iterasi-1*. Hasil dari perhitungan dapat dilihat pada Tabel 2. 5.

Tabel 2. 5 Kandidat 2-Itemset (C_2)

| No. | Nama Barang | Frequent | Support (%) |
|-----|---|----------|-------------|
| 1 | PTS AS Transparant 1 Kg, Plastisol AS Orange | 2 | 11.11% |
| 2 | PTS AS Transparant 1 Kg, Plastisol AS Yellow | 2 | 11.11% |
| 3 | PTS AS Transparant 1 Kg, Plastisol AS R-White | 0 | 0.00% |
| 4 | PTS AS Transparant 1 Kg, Metasol Remover | 0 | 0.00% |
| 5 | PTS AS Transparant 1 Kg, Plastisol AS B-White | 0 | 0.00% |
| 6 | PTS AS Transparant 1 Kg, Bremol Tex | 0 | 0.00% |
| 7 | PTS AS Transparant 1 Kg, M3 Super 1 lt | 0 | 0.00% |
| 8 | Plastisol AS Orange, Plastisol AS Yellow | 2 | 11.11% |
| 9 | Plastisol AS Orange, Plastisol AS R-White | 0 | 0.00% |
| 10 | Plastisol AS Orange, Metasol Remover | 0 | 0.00% |
| 11 | Plastisol AS Orange, Plastisol AS B-White | 0 | 0.00% |
| 12 | Plastisol AS Orange, Bremol Tex | 0 | 0.00% |
| 13 | Plastisol AS Orange, M3 Super 1 lt | 0 | 0.00% |
| 14 | Plastisol AS Yellow, Plastisol AS R-White | 1 | 5.56% |
| 15 | Plastisol AS Yellow, Metasol Remover | 0 | 0.00% |
| 16 | Plastisol AS Yellow, Plastisol AS B-White | 0 | 0.00% |
| 17 | Plastisol AS Yellow, Bremol Tex | 1 | 5.56% |
| 18 | Plastisol AS Yellow, M3 Super 1 lt | 1 | 5.56% |
| 19 | Metasol Remover, Plastisol AS B-White | 0 | 0.00% |
| 20 | Metasol Remover, Bremol Tex | 0 | 0.00% |
| 21 | Metasol Remover, M3 Super 1 lt | 1 | 5.56% |
| 22 | Plastisol AS B-White, Bremol Tex | 0 | 0.00% |
| 23 | Plastisol AS B-White, M3 Super 1 lt | 0 | 0.00% |

- a. *Support* PTS AS Transparant 1 Kg dan Plastisol AS Orange = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$
- b. *Support* PTS AS Transparant 1 Kg dan Plastisol AS Yellow = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$
- c. *Support* Plastisol AS Orange dan Plastisol AS Yellow = $2/18 = 0,111 = 11,11\%$

Iterasi-3, proses pembentukan (kombinasi 3 *itemset*) C_3 atau disebut dengan 3 *itemset* dengan jumlah *minimum support 11%*. Jika nilai dibawah minimum

support maka data akan dieliminasi Dan karena pada *iterasi-3* ini sudah tidak ada kandidat yang memenuhi *minimum support* maka proses akan dihentikan dan tidak ada *iterasi-4* yang terbentuk. Hasil perhitungan dapat dilihat pada Tabel 2. 6.

Tabel 2. 6 Kandidat 3-Itemset (C_3)

| No. | Nama Barang | Frequent | Support (%) |
|-----|---|----------|-------------|
| 1 | PTS AS Transparant 1 Kg, Plastisol AS Orange, Plastisol AS Yellow | 2 | 11.11% |

Pembentukan aturan asosiasi, setelah pola frekuensi tinggi ditemukan maka akan dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat *minimum confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiasi $A \rightarrow B$ dengan nilai *minimum confidence* sebesar 71,4%. Sebagai contoh, Jika membeli PTS AS Transparant 1 Kg maka akan membeli Plastisol AS Orange terdapat peluang *confidence* sebesar 100%, dan nilai terbaik dari confidence adalah 100%. Hasil perhitungan confidence dapat dilihat pada Tabel 2. 7.

Tabel 2. 7 Aturan Asosiasi Final

| No. | Nama Barang | Antecedent (%) | Support (%) | Confidence (%) |
|-----|---|----------------|-------------|----------------|
| 1 | PTS AS Transparant 1 Kg \rightarrow Plastisol AS Orange | 11.11% | 11.11% | 100% |
| 2 | PTS AS Transparant 1 Kg \rightarrow Plastisol AS Yellow | 11.11% | 11.11% | 100% |
| 3 | Plastisol AS Orange \rightarrow Plastisol AS Yellow | 11.11% | 11.11% | 100% |
| 4 | PTS AS Transparant 1 Kg \rightarrow Plastisol AS Orange dan Plastisol AS Yellow | 11.11% | 11.11% | 100% |

- a) *Confidence* PTS AS Transparant 1 Kg dan Plastisol AS Orange = $0,111/0,111$
 $= 1 = 100\%$
- b) *Confidence* PTS AS Transparant 1 Kg dan Plastisol AS Yellow = $0,111/0,111$
 $= 1 = 100\%$
- c) *Confidence* Plastisol AS Orange dan Plastisol AS Yellow = $0,111/0,111 = 1 =$
 100%

- d) *Confidence* PTS AS Transparant 1 Kg dan Plastisol AS Orange, Plastisol AS Yellow = $0,111/0,111 = 1 = 100\%$

Setelah semua *Itemset* terbentuk, *itemset* tersebut dibentuk menjadi dua posisi yaitu *antecedent* (pendahulu) yaitu penyebab terjadinya sesuatu dan *consequent* (konsekuensi) yaitu akibat yang terjadi dari peristiwa *antecedent* agar dapat menentukan semua kemungkinan asosiasi yang akan terbentuk. Salah satu contohnya adalah PTS AS Transparant 1 Kg \rightarrow Plastisol AS Orange.

Diketahui dari salah satu contoh tersebut, pembeli yang akan membeli PTS AS Transparant 1 Kg memiliki kemungkinan untuk membeli Plastisol AS Orange. PTS AS Transparant 1 Kg disini berperan sebagai *antecedent* dan Plastisol AS Orange sebagai *consequent*.

Hasil akhir prosesnya ialah ada 18 item berdasarkan parameter yang sebelumnya telah ditentukan yaitu nilai *minimum support*-nya sebesar 11% dan *minimum confidece*-nya sebesar 71,4%. Diambil contoh dari salah satu aturan, contoh aturan : PTS AS Transparant 1 Kg THEN Plastisol AS Orange, memiliki nilai *confidence* 100% maka bisa dikatakan 100% dari konsumen yang membeli item PTS AS Transparant 1 Kg maka akan membeli Plastisol AS Orange juga.

2.2.5. PHP

PHP atau “*HyperText PreProcessor*” bahasa pemrograman *Open Source* yang digunakan secara luas untuk penanganan pembuatan dan pengembangan sebuah situs web dan bisa digunakan bersamaan dengan skrip HTML. PHP merupakan bagian dari bahasa skrip, seperti *JavaScript* dan *Phyton*. *Database* yang didukung PHP antara lain: *MySQL*, *Informix*, *Oracle*, *Sybase*, *Solid*, *PostgreSQL*,

Generic ODBC. Menurut Kustiyaningsih (2011:114), “PHP (atau resminya PHP: *Hypertext Preprocessor*) adalah skrip bersifat *server-side* yang ditambahkan ke dalam HTML”. Pada prinsipnya, server akan bekerja apabila ada permintaan dari client. Dalam hal ini client menggunakan kode-kode PHP untuk mengirimkan permintaan ke server.

2.2.6. Laravel

Laravel merupakan sebuah kerangka kerja pemrograman yang berbasis *open source* yang dipakai oleh banyak developer dari seluruh dunia. Kemudahan penggunaan dan dokumentasi yang lengkap menjadi salah satu faktor mengapa Laravel menjadi primadona dalam beberapa tahun terakhir (Mulyadi, 2015). Laravel juga menjadi salah satu framework yang dapat membantu developer untuk memaksimalkan penggunaan PHP didalam proses pengembangan website. Selain itu, Laravel juga memiliki beberapa fitur unggulan, seperti template engine, routing, dan modularity (Desma Aipina dan Harry Witriyono, 2022). Laravel berusaha untuk memberikan pengalaman pengembang yang luar biasa sambil menyediakan fitur-fitur canggih seperti injeksi ketergantungan menyeluruh, lapisan abstraksi basis data ekspresif, antrian dan pekerjaan terjadwal, pengujian unit dan integrasi, dan banyak lagi. (Developer Laravel, 2022).

2.2.7. MySQL

MySQL adalah sebuah *Database Management System* atau sering disingkat DBMS yang dijalankan menggunakan perintah *SQL (Structured Query Language)* yang populer digunakan untuk pembuatan aplikasi berbasis *website*. *MySQL* juga termasuk ke dalam *Relational Database Management System (RDBMS)* di mana

istilah baris, tabel, dan kolom digunakan pada struktur database ini. Metode *relational database* pada *MySQL* juga dipakai sebagai penghubung antara *software* dan *server database*. Tabel terdiri atas sejumlah baris mengandung satu atau sejumlah tabel, tabel terdiri atas sejumlah baris dan setiap baris mengandung satu atau sejumlah tabel baik menurut Kustiyahningsih (2011:145). Jadi secara garis besar, *MySQL* memiliki fungsi untuk mengelola dan membuat *database* dari sisi *server* yang memuat berbagai informasi dengan menggunakan bahasa *SQL*.