

**Analisis Strategi Penjualan Produk Menggunakan
Association Rule dengan Algoritma Apriori**

(Studi Kasus : Penjualan Produk Pamela Satu *Supermarket*)

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Program
Studi Statistika



Disusun Oleh:

Pradini Nurul Safitri

18611049

**PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA**

2022

HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING
TUGAS AKHIR

Judul : Analisis Strategi Penjualan Produk Menggunakan
Association Rule dengan Algoritma Apriori (Studi
Kasus : Penjualan Produk Pamella Satu
Supermarket).

Nama Mahasiswa : Pradini Nurul Safitri

NIM : 18611049

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIPERIKSA DAN DISETUJUI UNTUK
DIUJIKAN**

Yogyakarta, 20 Februari 2022

Pembimbing


(Arum Handini Primandari, S.Pd.Si., M.Si)

HALAMAN PENGESAHAN
TUGAS AKHIR

**Analisis Strategi Penjualan Produk Menggunakan *Association Rule* dengan
Algoritma Apriori**

(Studi Kasus : Penjualan Produk Pamella Satu *Supermarket*)

Nama Mahasiswa : Pradini Nurul Safitri

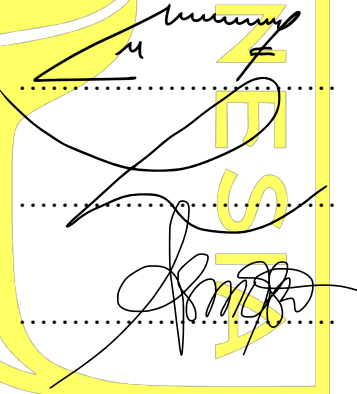
NIM : 18611049

**TUGAS AKHIR INI TELAH DIUJIKAN
PADA TANGGAL : 20 Februari 2022**

Nama Penguji


Tanda Tangan

1. Muhammad Muhajir, S.Si., M.Sc.
2. Tuti Purwaningsih, S.Stat., M.Si.
3. Arum Handini P, S.Pd.Si., M.Si.



Mengetahui,

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



(Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D.)

KATA PENGANTAR



Assalamu'alaikum Wr.Wb

Alhamdulillah *rabbil'alamin*. Segala puji bagi Allah SWT, atas berkat, rahmat serta kelimpahanNya peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan baik dan lancar. Tak lupa sholawat serta salam tercurahkan kepada Nabi Muhammad saw, beserta keluarganya, sahabatnya, dan seluruh umatnya hingga akhir zaman yang menjadikannya sebagai suri tauladan yang baik.

Tugas Akhir ini diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana program studi Statistika, Universitas Islam Indonesia. Selama melaksanakan penelitian dan menyusun laporan Tugas Akhir, peneliti telah mendapatkan bimbingan dan bantuan dari berbagai pihak. Maka dari itu, pada kesempatan ini peneliti mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak, Ibu, Kakak, dan Keluarga Besar yang selalu memberi semangat dan mendoakan yang terbaik.
2. Bapak Prof. Riyanto, S.Pd., M.Si., Ph.D. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.
3. Bapak Dr. Edy Widodo, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta.
4. Ibu Arum Handini Primandari, S.Pd.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing Tugas Akhir yang telah memberikan bimbingan, arahan, dukungan, perhatian, dan motivasi selama menyusun Tugas Akhir ini.
5. Seluruh dosen Prodi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Indonesia, yang telah memberikan banyak ilmu pengetahuan, pengalaman, wawasan, dan motivasi yang sangat bermanfaat kepada peneliti selama kuliah.
6. Seluruh staf bagian Akademik, Perpustakaan, Laboratorium, serta karyawan Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan

Alam, Universitas Islam Indonesia, atas segala bantuan yang diberikan kepada peneliti selama menuntut ilmu.

7. Pemilik Pamella Satu *Supermarket* yang telah memberikan izin untuk melakukan penelitian di Pamella Satu *Supermarket*, sehingga pada proses penyusunan Tugas Akhir ini dapat berjalan dengan baik.
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu, terimakasih atas dukungan dan semangat yang telah diberikan.

Peneliti menyadari sepenuhnya bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, segala kritik dan saran yang sifatnya membangun selalu peneliti harapkan. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi peneliti dan semua pihak yang membutuhkan, khususnya pihak Pamella Satu *Supermarket*.

Wassalamualaikum Wr.Wb

Yogyakarta, 20 Februari 2022



Pradini Nurul Safitri

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN PEMBIMBING TUGAS AKHIR.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN TUGAS AKHIR	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
DAFTAR ISI	vi
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR LAMPIRAN	x
PERNYATAAN	xi
INTISARI.....	xii
ABSTRACT	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Jenis Penelitian dan Metode Analisis.....	4
1.5. Tujuan Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Penelitian Sebelumnya	5
BAB III LANDASAN TEORI	10
3.1. Statistika Deskriptif.....	10
3.2. <i>Data Mining</i>	10
3.2.1 Tahapan <i>Data Mining</i>	10
3.3. <i>Market Basket Analysis</i>	11
3.4. <i>Association Rule</i>	12
3.5. Algoritma Apriori.....	12
BAB IV METODOLOGI PENELITIAN.....	15
4.1. Populasi Penelitian	15
4.2. Tempat dan Waktu Penelitian	15
4.3. Variabel Penelitian	15
4.4. Teknik Sampling	16
4.5. Alat dan Cara Organisir Data	16
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN	20
5.1. Profil Pamella Satu <i>Supermarket</i>	20
5.2. Pengolahan Data.....	20
5.2.1 Informasi Data	20
5.2.2 <i>Preprocessing</i>	22
5.3. Analisis Deskriptif	24
5.4. <i>Market Basket Analysis</i>	28
5.4.1 Algoritma Apriori dengan <i>R</i>	28
5.4.2 <i>Association Rule</i>	29
5.5. Strategi Penjualan.....	38
5.5.1 Algoritma Apriori dengan <i>Shiny Web App</i>	41
BAB VI PENUTUP	46
6.1. Kesimpulan	46

6.2. Saran.....	46
DAFTAR PUSTAKA.....	47
LAMPIRAN	50

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Sebelumnya	5
Tabel 4.1 Data, Variabel, dan Definisi Operasional.	15
Tabel 4.2 Daftar <i>Packages</i> dan Fungsinya.....	16
Tabel 5.1 Data Transaksi Pamella Satu <i>Supermarket</i> Minggu Ke-35.....	20
Tabel 5.2 Proses <i>Preprocessing</i>	22
Tabel 5.3 Data Transaksi Pamella Satu <i>Supermarket</i>	24
Tabel 5.4 Kombinasi Tiga Produk Indomie.	25
Tabel 5.5 Percobaan Kombinasi Nilai Minimum <i>Support</i> dan <i>Confidence</i>	28
Tabel 5.6 <i>Association Rules</i>	29
Tabel 5.7 Produk Jarang Terbeli.	35

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.1 <i>Flowchart</i>	17
Gambar 5.1 <i>Item Frequency Plot</i> dengan <i>R</i>	25
Gambar 5.2 <i>Itemset Per Transaction</i> dengan <i>R</i>	27
Gambar 5.3 Jumlah Pelayanan oleh Kasir.....	27
Gambar 5.4 Visualisasi <i>Association Rules</i> dengan <i>R</i>	36
Gambar 5.5 Ilustrasi Strategi Pertama.....	38
Gambar 5.6 Ilustrasi Strategi Kedua.	39
Gambar 5.7 Ilustrasi Strategi Ketiga.	39
Gambar 5.8 Ilustrasi Strategi Keempat.	40
Gambar 5.9 Ilustrasi Strategi Kelima.	41
Gambar 5.10 Data Transaksi dengan <i>Shiny Web App</i>	41
Gambar 5.11 Analisis Deskriptif dengan <i>Shiny Web App</i>	42
Gambar 5.12 Analisis Deskriptif <i>Item Freq Plot</i> dengan <i>Shiny Web App</i>	42
Gambar 5.13 <i>Association Rules</i> dengan <i>Shiny Web App</i>	43
Gambar 5.14 <i>Plot Association Rules</i> dengan <i>Shiny Web App</i>	44
Gambar 5.15 Produk Jarang Terbeli dengan <i>Shiny Web App</i>	44

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Transaksi Pamella Satu <i>Supermarket</i>	50
Lampiran 2 Sintaks <i>R</i>	51
Lampiran 3 Sintaks <i>Shiny Webb App</i>	52

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang sebelumnya pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan orang lain, kecuali yang diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 20 Februari 2022



Pradini Nurul Safitri

INTISARI

Analisis Strategi Penjualan Produk Menggunakan *Association Rule* dengan Algoritma Apriori

(Studi Kasus : Penjualan Produk Pamela Satu *Supermarket*)

Pradini Nurul Safitri

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Islam Indonesia

Pamella Satu *Supermarket* berkomitmen dalam menjaga konsumen agar tetap berlangganan. Untuk tujuan tersebut, Pamella Satu membutuhkan analisis terhadap pola kebiasaan konsumen dalam berbelanja. Namun, data transaksi konsumen belum dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan terhadap pola perilaku pembelian konsumen. Bentuk pola dapat diperoleh melalui salah satu metode dari *data mining* yaitu *association rule* atau aturan asosiasi, yang digunakan untuk menganalisa keranjang belanja atau yang sering dikenal sebagai *market basket analysis*. Salah satu jenis algoritma yang menerapkan *association rule* yaitu algoritma apriori. Algoritma tersebut merupakan algoritma yang cukup penting serta paling unggul dalam *frequent itemsets*. Algoritma tersebut juga dianggap sebagai algoritma yang lebih stabil. Data yang digunakan ialah data transaksi konsumen selama satu bulan terakhir atau sebanyak 679,616 *items*. Hasil eksekusi dari algoritma apriori menunjukkan bahwa diperoleh sebanyak 29 *rules* berdasarkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* secara berturut-turut ialah sebesar 0.1% dan 50%. Hasil *association rules* menunjukkan bahwa kebiasaan konsumen dalam berbelanja seringkali membeli produk dengan kategori makanan. Selain itu, terdapat 6,135 produk yang hanya terbeli satu kali dalam satu bulan terakhir, dimana pada umumnya berasal dari produk non makanan. Dengan demikian, maka pihak Pamella Satu *Supermarket* dapat memberikan *voucher* khusus kepada setiap konsumen untuk membeli produk selain makanan, pada setiap pembelian *item* INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR.

Kata Kunci : Algoritma apriori, *association rule*, *data mining*, *market basket analysis*.

ABSTRACT

Product Sales Strategy Analysis Using Association Rule with Apriori Algorithm

(Case Study : Product Sales Pamella Satu Supermarket)

Pradini Nurul Safitri

Department of Statistics, Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Universitas Islam Indonesia

Pamella Satu Supermarket is committed to keep consumers' loyalty. For this purpose, Pamella Satu requires an analysis of consumer's shopping habits. However, consumer transaction data has not been utilized in making decisions on consumer shopping behavior patterns. The shape of the pattern can be obtained through one of the methods of data mining, namely association rules. Association rules is used to analyze shopping baskets or also known as market basket analysis. One type of algorithm that applies to the association rule is the apriori algorithm. The apriori algorithm is an algorithm that quite important and is the most superior in frequent itemsets. The algorithm is also considered a more stable algorithm. The consumer transaction dataset for the last month or as many as 679,616 items is used in this analysis. The execution results of the apriori algorithm shows that 29 rules are obtained based on 0.1% of the minimum support and 50% of the minimum confidence values. The results of association rules show that food category commonly bought by consumer. In addition, there were 6,135 products that were only purchased once in the past month, which generally came from non-food products. Thus, Pamella Satu Supermarket can give special non-food category vouchers to every consumer who purchase the INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR.

Keywords: *Apriori algorithm, association rule, data mining, market basket analysis.*

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Bisnis ritel merupakan suatu kegiatan yang berhubungan dengan konsumen dalam melakukan penjualan berbagai macam produk atau jasa. Hal tersebut sebagai upaya dalam memenuhi kebutuhan konsumen sehingga dapat melangsungkan kehidupannya (Arifianti, 2010). Semakin berkembangnya zaman dengan didukung teknologi informasi yang semakin maju, maka bisnis ritel di dunia akan semakin bersaing dalam memenuhi tuntutan konsumen yang semakin tinggi. Dengan demikian, strategi bisnis yang baik harus diterapkan di dalam suatu perusahaan supaya tetap memiliki pangsa pasar (Dewantara et al., 2013).

Salah satu bentuk bisnis ritel adalah *Supermarket* (Arifianti, 2010). *Supermarket* atau yang biasa disebut sebagai toko swalayan merupakan toko modern dengan luas lantai toko diatas 400 m² hingga 5000 m². Sistem penjualan pada *supermarket* yaitu dengan menjual barang konsumsi secara eceran. Adapun jenis barang tersebut meliputi produk makanan serta produk rumah tangga lainnya (Sekretariat Dewan Perwakilan Daerah, 2017). Selain itu, *supermarket* juga tidak dapat dipisahkan dengan teknologi informasi yang canggih, dimana semua transaksi konsumen dapat tersimpan secara otomatis dalam suatu *database*. Hal tersebut sangat hangat untuk dibicarakan pada topik ini (Dewantara et al., 2013).

Pamella *Group* merupakan perusahaan yang terdiri dari delapan cabang *supermarket* di Yogyakarta, salah satunya yakni Pamella Satu *Supermarket*. Puluhan ribu macam produk untuk memenuhi kebutuhan konsumen sehari-hari tersedia dalam *supermarket* ini, seperti produk makanan, kebutuhan rumah tangga non-makanan, obat-obatan, kosmetik, pecah-belah, busana, alat tulis kantor, mainan dan aksesoris (Pamella Group, 2016). Pamella Satu *Supermarket* berkomitmen untuk menerapkan sistem manajemen mutu yang baik sehingga dapat mempengaruhi konsumen agar tetap setia untuk berlangganan. Semakin mudah konsumen dalam memperoleh kualitas produk yang diinginkan, maka semakin setia pula konsumen dalam berbelanja di suatu *supermarket* (Chaeriah, 2016). Maka dari itu, *supermarket* harus mengetahui tentang produk apa saja yang

diinginkan oleh konsumen dalam berbelanja, sehingga dapat memudahkan konsumen dalam memilih produk-produknya. Dengan demikian, maka hal tersebut dapat membuat konsumen merasa nyaman dan puas. Sebagai perumpamaan, peletakan produk-produk pada rak hendaknya disesuaikan dengan pola perilaku konsumen dalam berbelanja (Dewantara et al., 2013). Sementara dari hasil wawancara dengan pemilik Pamela Satu *Supermarket* mengatakan bahwa saat ini peletakan produk-produk disusun berdasarkan prinsip kategori produk saja. Sedangkan data transaksi konsumen belum dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan terhadap pola perilaku pembelian konsumen.

Data mining merupakan teknik pengambilan keputusan dengan mencari pola informasi yang tersembunyi dari sekumpulan data. Bentuk pola dapat diperoleh melalui salah satu metode dari *data mining* yaitu *association rule* atau aturan asosiasi (Kusumo et al., 2016). Salah satu jenis algoritma yang menerapkan *association rule* yaitu algoritma apriori (Rahmi & Mikola, 2021). Algoritma apriori merupakan algoritma yang cukup penting serta paling unggul dalam *frequent itemsets*. Penerapan algoritma tersebut paling banyak digunakan hingga saat ini, walaupun banyak pengembangan dari algoritma serupa. Hal demikian dikarenakan algoritma apriori dianggap sebagai algoritma yang lebih stabil (Kumar & Chezian, 2012). Algoritma apriori digunakan untuk mencari frekuensi dan keterikatan antar satu atau lebih *itemset*, dengan mempertimbangkan nilai *lift ratio* (Rahmi & Mikola, 2021). Istilah *itemset* tertuju pada barang yang dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi (Tatiana & Mikhail, 2018). Sedangkan nilai *lift ratio* adalah parameter yang digunakan untuk mengetahui seberapa kuat aturan asosiasi yang terbentuk berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. Dengan demikian, nilai *lift ratio* sebagai penentu apakah *association rule* yang terbentuk berlaku atau tidak berlaku (Rahmi & Mikola, 2021).

Association rule kerap kali digunakan dalam dunia bisnis ritel, yang digunakan untuk menganalisa keranjang belanja atau yang sering dikenal sebagai *Market Basket Analysis* (MBA) (Gunadi & Sensuse, 2012). MBA merupakan suatu metode untuk mengetahui pola perilaku konsumen dalam berbelanja, yang diperoleh dari hasil asosiasi antar beberapa *itemset* yang berbeda serta terbeli

secara bersamaan (Rusnandi et al., 2020). Salah satu sumber data dari MBA dapat diperoleh melalui data transaksi di suatu *market* (Gunadi & Sensuse, 2012).

Seperti halnya pada data transaksi 212 *Mart* Soebrantas Pekanbaru yang digunakan oleh (Rizaldi & Adnan, 2021) untuk memperoleh strategi penjualan dengan tepat, yaitu dengan menggunakan MBA. Hasil aturan asosiasi menunjukkan bahwa pola perilaku konsumen dalam berbelanja seringkali membeli *item* Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7 dan Lemonilo Mie Instan Kari Ayam secara bersamaan. Dengan demikian, maka peletakan kedua produk tersebut dapat diletakan pada rak yang berdekatan supaya dapat meningkatkan penjualan.

Berdasarkan pemaparan di atas, maka peneliti tertarik untuk mengetahui pola perilaku konsumen dalam berbelanja di Pamella Satu *Supermarket*, menggunakan MBA dari data transaksi konsumen mengenai pembelian produk-produknya. Analisis tersebut sangat diperlukan bagi pihak Pamella Satu *Supermarket* untuk dijadikan acuan dalam melakukan strategi penjualan, sehingga dapat tepat sasaran.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, maka rumusan masalah yang ingin dibahas dan diteliti adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana deskriptif produk yang dibeli oleh konsumen di Pamella Satu *Supermarket*?
2. Bagaimana pola perilaku konsumen dalam berbelanja di Pamella Satu *Supermarket*?
3. Bagaimana strategi penjualan yang tepat, khususnya pada produk yang kurang laku di Pamella Satu *Supermarket*?

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini ialah sebagai berikut.

1. Data yang digunakan adalah data transaksi konsumen yang diperoleh dari Pamella Satu *Supermarket*, dengan rentang waktu data ialah dari tanggal 30 Agustus 2021 hingga 03 Oktober 2021.
2. Penerapan MBA digunakan untuk menganalisa keranjang belanja konsumen di Pamella Satu *Supermarket*, dengan bantuan *software R*.
3. Tidak menganalisis *inventory supermarket*.

1.4. Jenis Penelitian dan Metode Analisis

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian aplikatif. Adapun data yang digunakan ialah data sekunder, yang diambil dari Pamella Satu *Supermarket*. Selain itu, analisis yang dipakai ialah MBA dengan algoritma apriori. Analisis tersebut digunakan untuk mengetahui pola perilaku konsumen dalam berbelanja, yang selanjutnya dapat dijadikan acuan pihak Pamella Satu *Supermarket* dalam menentukan strategi penjualan secara tepat.

1.5. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui deskriptif produk yang dibeli oleh konsumen di Pamella Satu *Supermarket*.
2. Mengetahui pola perilaku konsumen dalam berbelanja di Pamella Satu *Supermarket*.
3. Menentukan strategi penjualan yang tepat, khususnya pada produk yang kurang laku di Pamella Satu *Supermarket*.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Sebelumnya

Mengingat para peneliti sebelumnya telah melakukan penelitian mengenai MBA dengan algoritma apriori, maka hal tersebut dijadikan acuan peneliti dalam menyelesaikan Tugas Akhir (TA) ini. Tabel 2.1 berikut memaparkan tentang penelitian ataupun publikasi, lengkap dengan nama peneliti dan tahun penerbitan, judul penelitian, serta hasil penelitian dari peneliti-peneliti sebelumnya.

Tabel 2.1 Penelitian Sebelumnya

Nama dan Tahun	Judul	Hasil Penelitian
(Rizaldi & Adnan, 2021)	<i>Market Basket Analysis</i> Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru	Pola perilaku konsumen dalam berbelanja seringkali membeli <i>item</i> Lemonilo Mie Instan Ayam Bawang 7 dan Lemonilo Mie Instan Kari Ayam secara bersamaan. Hal tersebut dinyatakan dari nilai minimum <i>support</i> dan <i>confidence</i> secara berturut-turut ialah sebesar 0,03% dan 0,5%. Dengan demikian, maka 212 Mart dapat membuat strategi penjualan dari kedua produk tersebut.
(Naldy & Andri, 2021)	Penerapan <i>Data Mining</i> Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Toko Bangunan	Diperoleh 20 aturan dengan nilai minimum <i>support</i> dan <i>confidence</i> secara berturut-turut ialah 50% dan 90%. Adapun diperoleh 10 aturan dengan nilai minimum

Nama dan Tahun	Judul	Hasil Penelitian
MDN		<p><i>support</i> dan <i>confidence</i> secara berturut-turut ialah 50% dan 100%. Untuk itu, banyaknya aturan yang terbentuk dapat dijadikan acuan dalam mengatur tata letak produk supaya konsumen dapat dengan mudah mendapatkan produk yang dibutuhkannya.</p>
(Supriadi et al., 2021)	<p>Analisa Pola Pembelian Obat di Apotek Menggunakan Algoritma Apriori</p>	<p>Diperoleh 10 aturan dengan nilai minimum <i>support</i> sebesar 5% dan nilai minimum <i>confidence</i> sebesar 60% pada pola perilaku konsumen di Apotek RSUD Jampangkulon. Dengan demikian, maka pihak apotek dapat mengatur stok obat agar tidak terjadi penumpukan maupun kekosongan obat. Selain itu, tata letak penyimpanan obat juga dapat diatur supaya dapat memudahkan apoteker dalam mencari obat yang dibutuhkan.</p>
(Zulham et al., 2021)	<p>Analisa Pola Sistem Penjualan Makanan Ringan dengan</p>	<p>Dihasilkan 7 aturan yang memenuhi kriteria nilai minimum <i>support</i> sebesar</p>

Nama dan Tahun	Judul	Hasil Penelitian
	Menggunakan Algoritma Apriori	25% dan nilai minimum <i>confidence</i> sebesar 60%. Aturan-aturan tersebut yaitu Paha Ayam → Roti Aneka Rasa, Donat Aneka Rasa → Roti Aneka Rasa, Paha Ayam → Caramel Pisang, Kubas → Roti Aneka Rasa, Bika Ambon → Roti Aneka Rasa, Caramel Pisang → Roti Aneka Rasa, dan Roti Aneka Rasa → Bika Ambon.
(Rachmatika & Harefa, 2020)	& Analysis of Determination of Strategy Promotion using Apriori Algorithm	Pola kebiasaan konsumen yakni seringkali membeli Tube Edta 3.0 → Tube SST 3.5, Tube SST 3.5 → Tube Edta 3.0, Wingset 23 → Wingset 25, Wingset 25 → Wingset 23. Pola tersebut diperoleh melalui nilai <i>minimum support</i> dan <i>confidence</i> secara berturut-turut ialah sebesar 10% dan 50%.
(Hermaliani, Kurniawati, Haryanti, Mutiah, Kurniawan, & Renhoan, 2020)	Data Mining Technique to Determine the Pattern of Fruits Sales & Supplies Using Apriori Algorithm	Hasil <i>association rules</i> berdasarkan nilai <i>minimum support</i> sebesar 30% dan <i>minimum confidence</i> sebesar 50% menunjukkan bahwa jika konsumen membeli SP,

Nama dan Tahun	Judul	Hasil Penelitian
		<p>maka kemungkinan konsumen tersebut juga akan membeli SM. Selain itu, jika konsumen membeli SP, maka kemungkinan konsumen tersebut juga akan membeli PC secara bersamaan.</p>
(Lourenco & Varde, 2020)	<p>Item-Based Collaborative Filtering and Association Rules for a Baseline Recommender in E-Commerce</p>	<p>Berdasarkan nilai <i>minimum support</i> dan <i>confidence</i> secara berturut-turut sebesar 0.02 dan 0.9 menunjukkan bahwa kebiasaan konsumen dalam berbelanja yakni seringkali membeli item-item berikut secara bersamaan:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. B00KR9FT4Q → B00BW0X892, 2. B01EXJRAF6 → B00BW0X892, 3. B00BW0X892 → B01JCMZQ0A, 4. B00G7UY3EG → B00YG6H4XA, 5. B01CVF4TM6 → B00G7UY3EG

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya pada Tabel 2.1, dapat diketahui bahwa penerapan MBA dengan algoritma apriori seringkali digunakan untuk menentukan strategi penjualan secara tepat. Hal ini dapat ditentukan

melalui pola perilaku atau kebiasaan kosumen dalam berbelanja berdasarkan hasil *association rules* yang telah terbentuk. Namun, kekurangan pada penelitian-penelitian tersebut yakni hasil visualisasi dari *association rules* tidak ditampilkan. Oleh karena itu, maka penelitian ini akan menampilkan hasil visualisasi dari *association rules*, sehingga lebih efisien dan tentunya lebih mudah untuk dibaca. Selain itu, pada penelitian-penelitian sebelumnya juga tidak menampilkan analisisnya menggunakan *Shiny Web App*, mengingat *Shiny* merupakan sebuah paket di dalam *R* yang memperkenalkan penggunaanya untuk membangun aplikasi interaktif berbasis *web*. *Shiny Web App* juga dapat menampilkan visualisasi yang lebih ringkas. Dengan demikian, maka analisis pada penelitian ini juga akan ditambahkan dengan penggunaan *Shiny Web App* yang bertujuan untuk memudahkan pihak Pamella Satu *Supermarket* dalam menganalisis hasilnya.

BAB III

LANDASAN TEORI

3.1. Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan suatu metode yang bertujuan untuk mengorganisir, meringkas, serta menggambarkan suatu data secara informatif. Dengan demikian, maka kumpulan data yang diperoleh dapat digambarkan dengan lebih ringkas dan rapi (Sugiarto & Setio, 2021).

Penyajian statistika deskriptif tidak didasarkan dari perhitungan peluang atau inferensi, tetapi hanya memberikan informasi deskriptif saja. Sehingga, pada statistika deskriptif sama sekali tidak dapat menarik suatu hipotesis apapun. Pada statistika deskriptif, penyajian informasi digambarkan melalui visualisasi yang menarik yaitu berupa tabel maupun diagram batang (Sugiarto & Setio, 2021).

3.2. Data Mining

Data mining adalah suatu teknik pengambilan keputusan dalam mendeteksi keterikatan sesuatu yang berarti, pola yang tersembunyi, serta mengetahui suatu kecenderungan dari sekumpulan data yang besar dan tersimpan di dalam *database* (Kusumo et al., 2016; Larose & Larose, 2014). *Data mining* merupakan salah satu proses yang memanfaatkan teknik statistika dan matematika (Larose & Larose, 2014). *Knowledge discovery* dan *pattern recognition* merupakan istilah-istilah yang seringkali dijumpai dalam *data mining*. Istilah *knowledge discovery* digunakan dengan tepat jika ingin menemukan pengetahuan yang tersembunyi dari sekumpulan data. Sedangkan istilah *pattern recognition* digunakan dengan tepat jika ingin mendapatkan pola yang tersembunyi dari sekumpulan data. Namun demikian, kedua istilah tersebut memiliki tujuan utama yakni untuk menemukan, menggali, serta mendapatkan informasi yang bermanfaat dari sekumpulan data (Susanto & Suryadi, 2010).

3.2.1 Tahapan Data Mining

Tahapan *data mining* dengan digunakan teknik tertentu sebagai upaya untuk mendapatkan pola atau informasi dari sekumpulan data bergantung pada proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD). Tahapan tersebut ialah sebagai berikut (Ependi & Akbar, 2021; Santoso et al., 2016).

1. *Data integration*

Dilakukan penggabungan data menjadi satu data utuh, sehingga membentuk *dataset* baru.

2. *Data cleaning*

Proses penghapusan data yang mengandung *missing value*, data tidak relevan, data berulang (*redundant*), maupun data yang tidak konsisten, serta pemilihan variabel yang digunakan.

3. *Data transformation*

Data yang terpilih diubah ke dalam format tertentu. Format tersebut disesuaikan dengan analisis yang akan digunakan pada proses data *mining*.

4. Proses *mining*

Tahapan ini digunakan untuk mendapatkan pengetahuan yang tersembunyi dari sekumpulan data dengan teknik dan algoritma tertentu.

5. *Pattern evaluation*

Mengidentifikasi dan mendapatkan pola-pola menarik yang diperoleh dari proses *mining*.

6. *Knowledge presentation*

Knowledge presentation merupakan tahap akhir pada *data mining*. *Output* pada tahap ini ditunjukkan dengan penyajian visualisasi dari *pattern evaluation*, sehingga dapat mempermudah dalam mempresentasikan hasil dari *data mining* yang diperoleh.

3.3. *Market Basket Analysis*

MBA adalah suatu metode yang digunakan untuk mengetahui kebiasaan konsumen dalam berbelanja, sehingga akan ditemukan suatu pola atau informasi yang menarik. Kebiasaan pembelian konsumen dapat diperoleh dari sejumlah catatan transaksi berdasarkan keranjang belanja, dimana catatan transaksi tersebut tersimpan di dalam sistem atau *database* (Rizaldi & Adnan, 2021).

Adapun tujuan dari MBA ialah untuk memperoleh produk-produk mana saja yang memungkinkan akan dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Hal tersebut dapat membantu penjual dalam meningkatkan strategi penjualannya, sehingga profit yang diperoleh akan semakin maksimal (Setiawan & Mulyanti, 2020).

3.4. Association Rule

Association rule merupakan salah satu teknik *data mining* yang digunakan untuk melakukan analisis asosiasi antara kombinasi dari satu *item* dengan *item* lainnya dalam sekumpulan data. Sejumlah pola atau informasi yang menarik akan diperoleh melalui aturan asosiasi yang terbentuk. Adapun pola yang dimaksud ialah perilaku atau kebiasaan konsumen dalam berbelanja, yakni berupa aturan jika membeli produk A maka akan membeli produk B atau ditulis dalam $A \rightarrow B$. Produk A dan B merupakan suatu *itemset*, dengan $A \cap B$ bukan merupakan himpunan kosong (Tatiana & Mikhail, 2018).

Pada *association rule* terdapat istilah anteseden dan konsekuen, dimana anteseden ialah istilah dari produk A sedangkan konsekuen istilah dari produk B (Tatiana & Mikhail, 2018). Contoh aturan asosiasi dari analisa pembelanjaan konsumen di suatu *supermarket* adalah jika seseorang membeli roti, maka kemungkinan besar seseorang tersebut akan membeli susu. Hal demikian merupakan salah satu pengetahuan yang menarik, sehingga pemilik *supermarket* dapat mengatur *display* rak dari kedua produk agar saling berdekatan. Selain itu, pemilik *supermarket* juga dapat merancang suatu kampanye penjualan untuk memberi diskon kepada konsumen dari kedua produk (Santoso et al., 2016; Setiawan & Mulyanti, 2020).

3.5. Algoritma Apriori

Salah satu algoritma yang sering dipakai dalam dunia *data mining* guna mencari frekuensi dan keterikatan antar satu atau lebih *itemset* pada sekumpulan data transaksi ialah apriori (Rahmi & Mikola, 2021; Yanto & Khoiriah, 2015). Istilah *itemset* tertuju pada barang yang dibeli secara bersamaan dalam satu transaksi (Tatiana & Mikhail, 2018). Algoritma apriori merupakan algoritma yang cukup penting serta paling unggul dalam *frequent itemsets*. Penerapan algoritma tersebut paling banyak digunakan hingga saat ini, walaupun banyak pengembangan dari algoritma serupa. Hal demikian dikarenakan algoritma apriori dianggap sebagai algoritma yang lebih stabil (Kumar & Chezian, 2012).

Nilai *support*, *confidence*, dan *lift ratio* merupakan ukuran-ukuran yang digunakan untuk mendapatkan aturan yang menarik, sehingga dapat dijadikan informasi dalam strategi penjualan (Bramer, 2016). Frekuensi ialah total

pembelian dari sebuah produk pada semua transaksi (Rizaldi & Adnan, 2021). Adapun analisis pola frekuensi tertinggi atau *frequent pattern mining* dapat dicari melalui kombinasi dari produk yang memenuhi syarat minimum berdasarkan nilai *support* (Gunadi & Sensuse, 2012). Proporsi pembelian dari sebuah produk terhadap total transaksi disebut sebagai nilai *support* (Rizaldi & Adnan, 2021). Nilai *support* yang semakin tinggi maka semakin sering pula suatu *itemset* tersebut terbeli secara bersamaan (Tatiana & Mikhail, 2018). Dengan demikian, maka nilai tersebut digunakan untuk mengukur seberapa kuat produk A dapat mengangkat produk B untuk dibeli secara bersamaan. Menurut (Rizaldi & Adnan, 2021), nilai tersebut dapat dihitung melalui rumus sebagai berikut.

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ produk\ A\ yang\ terbeli}{Total\ transaksi} \quad (3.1)$$

Selain itu, jika dimiliki *itemset* A dan B yang terbeli secara bersamaan, maka nilai *support* dapat dihitung melalui persamaan 3.2.

$$Support(A \cap B) = \frac{Jumlah\ produk\ A\ dan\ B\ yang\ terbeli\ bersamaan}{Total\ transaksi} \quad (3.2)$$

Menurut (Rizaldi & Adnan, 2021), selain menggunakan syarat minimum dari nilai *support*, kombinasi dari produk juga ditentukan berdasarkan syarat minimum dari nilai *confidence*. Nilai *confidence* digunakan untuk mengukur seberapa yakin jika A terbeli maka B juga akan terbeli ataupun jika B terbeli maka A juga akan terbeli secara bersamaan. Nilai *confidence* dapat dihitung seperti pada persamaan 3.3 dan 3.4.

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cap B)}{Support(A)} \quad (3.3)$$

$$Confidence(B \rightarrow A) = \frac{Support(A \cap B)}{Support(B)} \quad (3.4)$$

Keterikatan yang kuat antara anteseden dan konsekuen dapat digambarkan melalui nilai *confidence*. Jika diperoleh nilai *confidence* yang cukup tinggi disebabkan oleh nilai *support* yang tinggi, maka hal tersebut dapat menimbulkan kekeliruan walaupun anteseden dan konsekuen saling independen. Dengan demikian, maka perlu dilakukan pengukuran lain yang digunakan untuk menentukan apakah *association rule* yang terbentuk berlaku atau tidak. Hal tersebut dapat diatasi melalui perhitungan nilai *lift ratio* berdasarkan persamaan 3.5 dan 3.6 (Rizaldi & Adnan, 2021).

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (3.5)$$

$$Lift(B \rightarrow A) = \frac{Confidence(B \rightarrow A)}{Support(A)} \quad (3.6)$$

Nilai *lift ratio* sama dengan 1 memiliki arti bahwa produk A dan produk B yang terbeli secara bersamaan ialah saling independen. Sehingga, nilai *lift ratio* yang semakin tinggi maka semakin baik pula aturan tersebut terbentuk (Rizaldi & Adnan, 2021).

BAB IV

METODOLOGI PENELITIAN

4.1. Populasi Penelitian

Populasi pada penelitian ini adalah seluruh data transaksi konsumen terhadap pembelian produk-produk di Pamella Satu *Supermarket*. Adapun sampel yang diambil yakni data transaksi pembelian konsumen sebanyak 679,616 *items* yang telah terbeli.

4.2. Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Kampus Terpadu Universitas Islam Indonesia tepatnya di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) dalam rentang waktu penelitian selama tiga bulan, yaitu bulan November 2021, Desember 2021, dan Januari 2022. Adapun rentang waktu pengambilan data transaksi konsumen di Pamella Satu *Supermarket* ialah dari tanggal 05 Oktober 2021 hingga 18 Oktober 2021 atau selama satu minggu. Sedangkan rentang waktu data yang diambil yakni dari tanggal 30 Agustus 2021 hingga 03 Oktober 2021 atau sekitar satu bulan terakhir.

4.3. Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan untuk melakukan penelitian pada data transaksi konsumen dalam berbelanja di Pamella Satu *Supermarket* ialah variabel *Sale Name* dan *Name* dari produk yang terbeli. Adapun definisi operasional dalam penelitian ini dapat dilihat melalui Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Data, Variabel, dan Definisi Operasional.

Data	Variabel	Definisi Operasional
Transaksi konsumen dalam berbelanja	<i>Sale Name</i>	<i>Sale Name</i> merupakan kode transaksi berupa kode unik yang diberikan pada setiap satu kali transaksi dalam berbelanja, serta dibuat secara otomatis oleh sistem. Sistem yang dimaksud ialah kasir. Selain itu, kode tersebut juga memiliki nomor atau atribut yang berbeda-beda, dikarenakan antara satu

Data	Variabel	Definisi Operasional
		transaksi dengan transaksi yang lainnya saling independen. Kode transaksi tersebut tentunya dapat memudahkan <i>supermarket</i> dalam melakukan pencarian transaksi.
	<i>Name</i>	<i>Name</i> merupakan nama produk dari suatu barang yang dibeli oleh konsumen dalam berbelanja.

4.4. Teknik Sampling

Pengambilan sampel pada penelitian ini ialah dipilih berdasarkan metode *nonprobability sampling* dengan teknik *purposive sampling*. *Purposive sampling* merupakan teknik pengambilan sampel dengan kriteria tertentu berdasarkan tujuan penelitian. Adapun kriteria pemilihan sampel pada penelitian ini yakni data transaksi konsumen Pamella Satu *Supermarket* terbaru, selama kurang lebih satu bulan terakhir.

4.5. Alat dan Cara Organisir Data

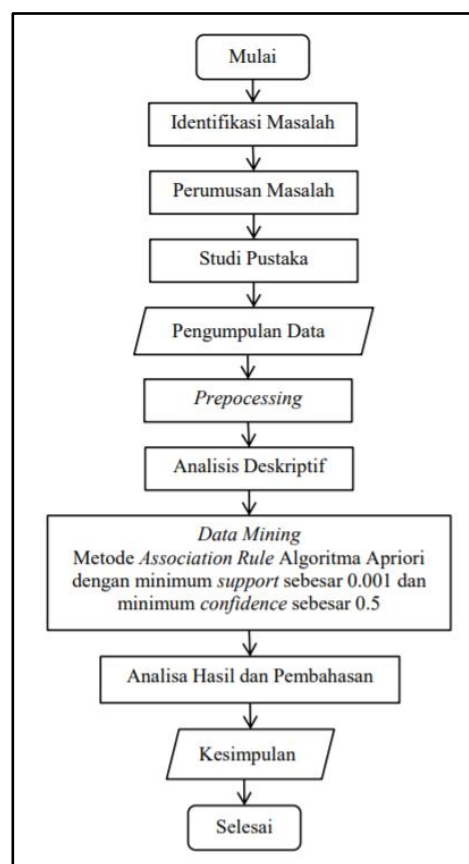
Alat bantu yang digunakan dalam penelitian ini ialah *software R*. Alat tersebut dapat membantu untuk menemukan aturan asosiasi dari data transaksi konsumen dalam berbelanja di Pamella Satu *Supermarket* menggunakan MBA dengan algoritma apriori. Adapun *packages* yang digunakan sebagaimana pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Daftar *Packages* dan Fungsinya.

<i>Packages</i>	Kegunaan
<i>arules</i>	Menghasilkan kombinasi yang disusun secara otomatis, yang menunjukkan <i>association rule</i> “Jika konsumen membeli <i>itemset</i> A, maka konsumen tersebut akan membeli <i>itemset</i> B”.
<i>arulesViz</i>	Menampilkan visualisasi berdasarkan hasil <i>association rules</i> yang diperoleh dari <i>package arules</i> .
<i>Shiny</i>	Membuat visualisasi interaktif berbasis <i>Shiny Web App</i> .

<i>Packages</i>	Kegunaan
<i>data.table</i>	Menyajikan data dalam bentuk tabel interaktif pada <i>Shiny Web App</i> , sehingga dapat menampilkan sejumlah data serta dapat mengurutkan data sesuai dengan keinginan. Pada tabel tersebut juga disisipkan fitur pencarian untuk memilih data sesuai dengan keinginan.

Adapun proses penelitian ini dapat digambarkan melalui *flowchart* pada **Gambar 4.1**.



Gambar 4.1 *Flowchart*

Berikut adalah uraian dari langkah-langkah metodologi yang dilakukan berdasarkan *flowchart* pada Gambar 4.1.

1. Identifikasi Masalah

Langkah pertama dalam penelitian ini adalah melakukan identifikasi masalah, yaitu mengenai beberapa alasan yang mendasari pentingnya akan dimunculkan suatu permasalahan. Identifikasi masalah dibuat

berdasarkan hasil wawancara dengan pemilik Pamela Satu *Supermarket*, yang mana hasil tersebut membuat peneliti tertarik untuk melakukan penelitian ini.

2. Perumusan Masalah

Masalah dirumuskan berdasarkan latar belakang yang dijadikan acuan dalam menentukan tujuan penelitian. Rumusan masalah bersumber dari berbagai studi pustaka yang akan diimplementasikan pada penelitian ini.

3. Studi Pustaka

Studi pustaka dilakukan guna menambah basis pengetahuan yang lebih luas, yang mengacu pada penelitian-penelitian sebelumnya. Studi tersebut dapat dicari dari berbagai sumber, antara lain jurnal, buku, *e-book*, atau karya ilmiah lainnya yang mendukung pada penelitian ini.

4. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan melalui dua cara, yaitu wawancara dan observasi. Wawancara dilakukan dengan pemilik Pamela Satu *Supermarket* guna mengetahui strategi penjualan yang pernah dilakukan. Adapun observasi bertujuan untuk melihat keadaan Pamela Satu *Supermarket* secara nyata yang menjadi objek penelitian, serta sekaligus dokumentasi.

5. *Preprocessing*

Data transaksi yang telah terkumpul selanjutnya dilakukan *preprocessing*. Pada tahap ini dilakukan proses pengelompokan dari beberapa data menjadi satu data transaksi yang baru. Proses pengecekan *missing value* serta pemilihan variabel yang digunakan dalam penelitian ini juga dilakukan pada tahap ini. Sedangkan *data transformation* dilakukan guna mempermudah dalam melakukan pengolahan nantinya. Dalam penelitian ini maka transformasi pada data transaksi yaitu mengubah tipe data ke dalam format "*transactions*", yang selanjutnya data siap untuk diolah.

6. Analisis Deskriptif

Data yang telah siap untuk diolah, selanjutnya dilakukan analisis deskriptif mengenai jumlah produk yang paling sering dibeli oleh konsumen di Pamela Satu *Supermarket*.

7. *Data Mining*

Proses ini dilakukan dengan cara mengolah dan menganalisis data untuk mendapatkan pengetahuan yang tersembunyi dari sekumpulan data dengan teknik dan algoritma tertentu. Pada penelitian ini digunakan MBA dengan algoritma apriori untuk memperoleh aturan asosiasi berdasarkan nilai minimum *support* sebesar 0.001 dan nilai minimum *confidence* sebesar 0.5.

8. Analisis Hasil dan Pembahasan

Analisis hasil dan pembahasan merupakan suatu bentuk interpretasi berdasarkan hasil yang diperoleh, dimana hasil tersebut dapat menjawab berbagai permasalahan yang telah dirumuskan.

9. Kesimpulan

Pada tahap terakhir ini yaitu menyimpulkan hasil perolehan dari analisis deskriptif dan MBA dengan algoritma apriori, sehingga mampu menjawab tiap-tiap permasalahan pada bagian perumusan masalah.

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1. Profil Pamela Satu *Supermarket*

Objek dari penelitian ini ialah Pamela Satu *Supermarket*. Pamela Satu merupakan *supermarket* yang berdiri di bawah perusahaan Pamela Group. Pamela Satu *Supermarket* berdiri pada tahun 1975 yang terletak di Jl. Kusumanegara No. 141, Muja Muju, Kecamatan Umbulharjo, Kota Yogyakarta, Daerah Istimewa Yogyakarta. Lebih dari empat puluh lima ribu macam produk untuk memenuhi kebutuhan konsumen sehari-hari tersedia dalam *supermarket* ini, seperti produk makanan, kebutuhan rumah tangga non-makanan, obat-obatan, kosmetik, pecah-belah, busana, alat tulis kantor, mainan, dan aksesoris.

5.2. Pengolahan Data

MBA dengan algoritma apriori digunakan untuk melakukan pengolahan data pada data transaksi konsumen, mengenai pembelian produk-produk di Pamela Satu *Supermarket*. Data transaksi tersimpan dalam suatu sistem atau *database*, dimana dalam hal ini *database* yang dimaksud ialah kasir.

5.2.1 Informasi Data

Data yang telah terkumpul yaitu data transaksi konsumen di Pamela Satu *Supermarket* selama lima minggu, yakni dari tanggal 30 Agustus 2021 hingga 03 Oktober 2021 atau sekitar satu bulan terakhir. Adapun data tersebut dibagi menjadi lima partisi guna mempermudah dalam melakukan pengunduhan data dari *database*, dimana setiap partisi terdiri dari data transaksi dalam satu minggu, yang dimulai dari minggu ke-35 sampai dengan minggu ke-39. Data awal yang tercatat terdiri dari variabel *Sale Name*, *Code*, *Barcode*, *Name*, dan *Qty* (*quantity*). Berikut Tabel 5.1 merupakan data transaksi Pamela Satu *Supermarket* pada minggu ke-35.

Tabel 5.1 Data Transaksi Pamela Satu *Supermarket* Minggu Ke-35.

No.	<i>Sale Name</i>	<i>Code</i>	<i>Barcode</i>	<i>Name</i>	<i>Qty</i>
1.	30-08-2021 08:05/Wuri/	6008950096	6008950096	HN LACKBAND OPP 100 YD NACHI CKT	5

No.	Sale Name	Code	Barcode	Name	Qty
	S7078/T1				
2.	30-08-2021 08:05/Wuri/ S7078/T1	6019850011	6019850011	TJ ISOLASI TAKEDHA BENING 1 INCHI	5
3.	30-08-2021 08:05/yoki/S 7073/T1	2001020059	9E+12	RINSO MATIC LIQ TOP LOAD POUCH 800 ML	1
4.	30-08-2021 08:10/yoki/S 7073/T2	1000810080	8.9935E+12	SOVIA MINYAK GORENG REFILL LT	1
5.	30-08-2021 08:10/yoki/S 7073/T2	1001060093	8.99274E+12	SASA BUMBU NASI GORENG BBQ 20 GR	1
6.	30-08-2021 08:10/yoki/S 7073/T2	1001110045	8.99702E+12	MILA TEPUNG TERIGU 1 KG	1
7.	30-08-2021 08:05/Wuri/ S7078/T1	1001610048	89686010015	INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR	2
8.	30-08-2021 08:10/yoki/ S7073/T2	1001610165	89686923063	SARIMI GELAS RASA SOTO 35 GR	1
9.	30-08-2021 08:10/yoki/ S7073/T2	1001610186	8.99887E+12	SEDAAP MIE RASA KARI SPECIAL 75 GR	1
10.	30-08-2021 08:10/yoki/ S7073/T2	1001610323	89686923117	SARIMI GELAS RASA BASO	1
11.	30-08-2021 08:10/yoki/ S7073/T2	1001610458	8.99887E+12	SEDAAP MIE GORENG SELERO PADANG 86 GR	1

No.	Sale Name	Code	Barcode	Name	Qty
...
171271	05-09-2021 20:00/mudah /S7240/T131	5050410047	8.999E+12	ENERGIZER ALKALINE POWER E92 BP 4	1

Berdasarkan Tabel 5.1 menunjukkan bahwa *item* yang terjual pada minggu ke-35 di Pamella Satu *Supermarket* ialah sebanyak 171,271 *items*.

5.2.2 Preprocessing

Proses *preprocessing* dilakukan untuk menggabungkan data mentah menjadi satu data utuh. Pada data utuh terdapat total *item* yang terjual ialah sebanyak 679,616 *items*, sebagaimana pada Tabel 5.2. Pada data tersebut dilakukan pengecekan terhadap *missing value*. Adapun data transaksi Pamella Satu *Supermarket* telah dipastikan tidak mengandung *missing value*.

Tabel 5.2 Proses *Preprocessing*.

No.	Sale Name	Code	Barcode	Name	Qty
1	30-08-2021 08:05/Wuri/ S7078/T1	6008950096	6008950096	HN LACKBAND OPP 100 YD NACHI CKT	5
2	30-08-2021 08:05/Wuri/ S7078/T1	6019850011	6019850011	TJ ISOLASI TAKEDHA BENING 1 INCHI	5
3	30-08-2021 08:05/yoki/S 7073/T1	2001020059	9E+12	RINSO MATIC LIQ TOP LOAD POUCH 800 ML	1
4	30-08-2021 08:10/yoki/S 7073/T2	1000810080	8.9935E+12	SOVIA MINYAK GORENG REFILL 1 LT	1
5	30-08-2021 08:10/yoki/S 7073/T2	1001060093	8.99274E+12	SASA BUMBU NASI GORENG BBQ 20 GR	1
6	30-08-2021	1001110045	8.99702E+12	MILA TEPUNG	1

No.	Sale Name	Code	Barcode	Name	Qty
	08:10/yoki/S 7073/T2			TERIGU 1 KG	
7	30-08-2021 08:05/Wuri/ S7078/T1	1001610048	89686010015	INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR	2
8	08:10/yoki/ S7073/T2	1001610165	89686923063	SARIMI GELAS RASA SOTO 35 GR	1
9	08:10/yoki/ S7073/T2	1001610186	8.99887E+12	SEDAAP MIE RASA KARI SPECIAL 75 GR	1
10	08:10/yoki/ S7073/T2	1001610323	89686923117	SARIMI GELAS RASA BASO	1
11	08:10/yoki/ S7073/T2	1001610458	8.99887E+12	SEDAAP MIE GORENG SELERO PADANG 86 GR	1
...
679,615	03-10-2021 20:09/mudah /S8068/T90	1000110078	8.9927E+12	INDOMILK SCI STRAWBERRY 190 ML	1
679,616	03-10-2021 20:09/mudah /S8068/T90	1000150094	8.99951E+12	PRISTINE NEW 600 ML	1

Selain itu, pada proses *preprocessing* juga dilakukan pemilihan variabel yang dibutuhkan pada penelitian ini. Variabel yang dibutuhkan yaitu *Sale Name* dan *Name*, yang selanjutnya dapat dilakukan perubahan tipe data ke dalam format “*transactions*” sebagaimana Tabel 5.3. Hal tersebut dilakukan guna memperoleh hasil analisis yang akurat.

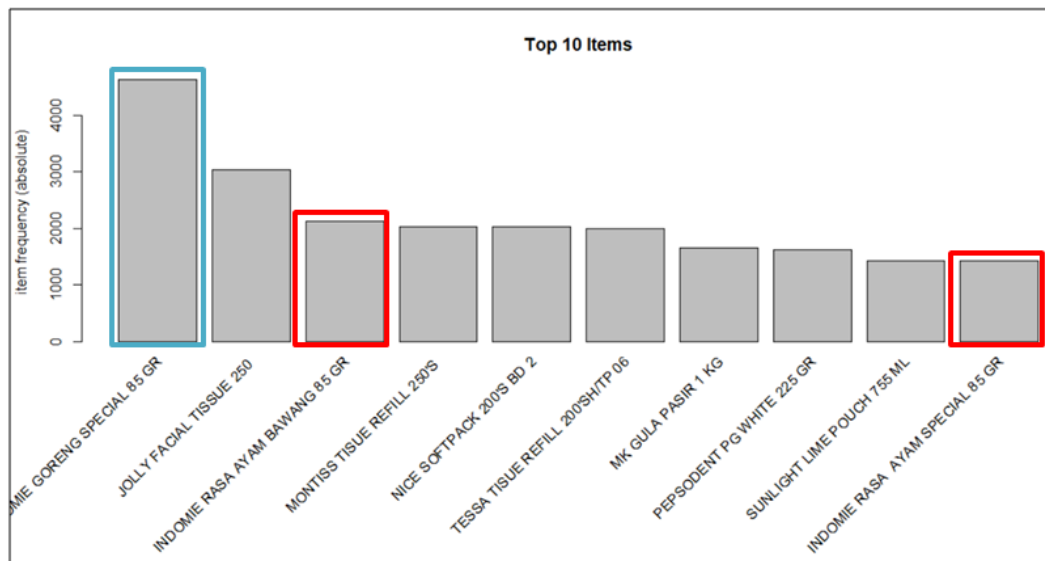
Tabel 5.3 Data Transaksi Pamella Satu *Supermarket*.

Transaksi	Items
1	{HN LACKBAND OPP 100 YD NACHI CKT, TJ ISOLASI TAKEDHA BENING 1 INCHI}
2	{RINSO MATIC LIQ TOP LOAD POUCH 800 ML}
3	{SOVIA MINYAK GORENG REFILL 1 LT, SASA BUMBU NASI GORENG BBQ 20 GR, MILA TEPUNG TERIGU 1 KG, INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, SARIMI GELAS RASA SOTO 35 GR, SEDAAP MIE RASA KARI SPECIAL 75 GR, SARIMI GELAS RASA BASO, SEDAAP MIE GORENG SELERO PADANG 86 GR}
...	...
89,808	{INDOMILK SCI STRAWBERRY 190 ML, PRISTINE NEW 600 ML}

Output Tabel 5.3 merupakan daftar transaksi atau *itemset* dari 89,808 transaksi. Pada tabel tersebut menunjukkan bahwa konsumen pertama telah membeli {HN LACKBAND OPP 100 YD NACHI CKT, TJ ISOLASI TAKEDHA BENING 1 INCHI}, serta konsumen kedua hanya membeli {RINSO MATIC LIQ TOP LOAD POUCH 800 ML}. Adapun pada transaksi ketiga, konsumen telah membeli {SOVIA MINYAK GORENG REFILL 1 LT, SASA BUMBU NASI GORENG BBQ 20 GR, MILA TEPUNG TERIGU 1 KG, INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, SARIMI GELAS RASA SOTO 35 GR, SEDAAP MIE RASA KARI SPECIAL 75 GR, SARIMI GELAS RASA BASO, SEDAAP MIE GORENG SELERO PADANG 86 GR}. Begitu seterusnya hingga konsumen ke-89808 yang telah membeli {INDOMILK SCI STRAWBERRY 190 ML, PRISTINE NEW 600 ML}. Format penulisan tiap *itemset* ditulis dengan notasi kurung kurawal pembuka dan penutup ({}), yang di dalamnya terdapat daftar *item* yang terbeli secara bersamaan serta dipisahkan dengan tanda koma (,).

5.3. Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif bertujuan untuk menggambarkan suatu data agar dapat tersaji secara sederhana dan lebih mudah dipahami. Analisis ini mampu mengetahui bagaimana gambaran produk yang paling sering dibeli oleh konsumen pada tiap transaksi di Pamella Satu *Supermarket*. Hal tersebut dapat dilihat melalui **Gambar 5.3**.



Gambar 5.1 Item Frequency Plot dengan R

Item frequency plot pada Gambar 5.1 merupakan grafik dari 10 produk yang paling sering terbeli dalam satu bulan terakhir. Berdasarkan *output* tersebut dapat dilihat bahwa INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR merupakan *item* yang paling laku. Di sisi lain, kebanyakan konsumen juga membeli produk Indomie yang berjenis goreng daripada produk Indomie yang berjenis kuah. Hal tersebut dibuktikan dengan jumlah produk yang paling sering terbeli pada tiap transaksi ialah INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR yang terbeli lebih dari 4,000 transaksi dalam satu bulan terakhir. Sedangkan INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR hanya terbeli sekitar 2,000 transaksi, apalagi INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR yang hanya terbeli sekitar 1,400 transaksi.

Berdasarkan Gambar 5.1, kombinasi pada produk INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR, INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, dan INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR dapat dilihat melalui Tabel 5.4.

Tabel 5.4 Kombinasi Tiga Produk Indomie.

<i>Itemset</i>	INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR	INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR	INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR
INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR	4,628	1,288	873

<i>Itemset</i>	INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR	INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR	INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR
INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR	1,288	2,129	488
INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR	873	488	1,424

Kombinasi dari tiga produk Indomie yang paling sering terbeli berdasarkan Tabel 5.4 yakni secara bersamaan sebanyak 1,288 transaksi konsumen telah membeli INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR dengan INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, sebanyak 873 transaksi konsumen telah membeli INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR dengan INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, serta sebanyak 488 transaksi konsumen telah membeli INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dengan INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR.

Selain itu, dari Tabel 5.4 dapat dilihat bahwa terdapat 4,628 transaksi konsumen hanya membeli INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR, terdapat 2,129 transaksi konsumen hanya membeli INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, dan terdapat 1,424 transaksi konsumen hanya membeli INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR.

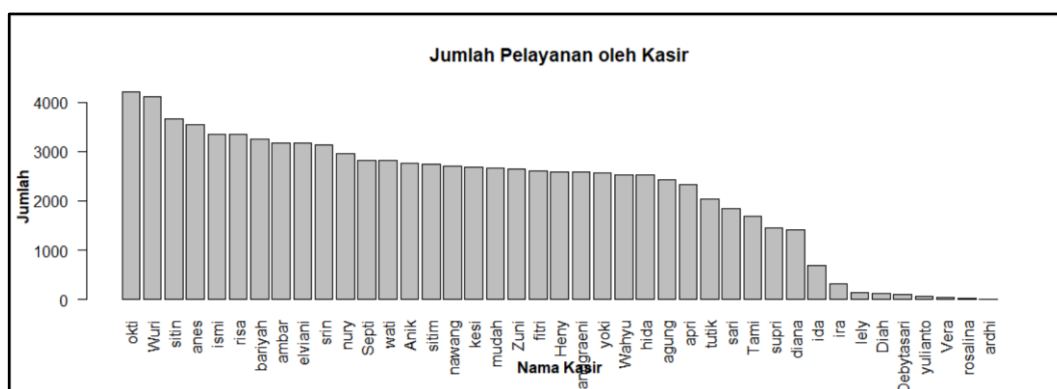
Adapun banyaknya transaksi konsumen terhadap jumlah masing-masing jenis produk yang terbeli dapat dilihat melalui **Gambar 5.2**.

element (itemset/transaction) length distribution:										
sizes										
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
22538	12840	8305	6013	4766	3891	3166	2749	2473	2212	2028
12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1732	1556	1430	1271	1187	1077	926	859	764	705	630
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
536	502	499	409	364	382	371	310	271	266	221
34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44
192	182	174	158	152	153	131	109	103	86	89
45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
80	82	74	65	58	46	41	47	48	45	40
56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66
19	29	22	19	20	17	19	14	13	17	17
67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77
18	9	5	7	13	10	12	7	13	5	13
78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88
7	2	3	6	2	5	4	5	3	2	3
89	90	91	94	96	97	98	99	100	101	102
4	2	4	3	3	2	2	1	2	2	1
103	104	106	108	114	115	118	120	122	124	126
1	1	2	3	1	1	1	2	1	1	1
136	138	157								
1	1	1								

Gambar 5.2 Itemset Per Transaction dengan R

Berdasarkan Gambar 5.2 diketahui bahwa terdapat 22,538 transaksi konsumen hanya membeli 1 jenis produk saja, terdapat 12,840 transaksi konsumen yang hanya membeli 2 jenis produk, serta terdapat 8,305 transaksi konsumen telah membeli 3 jenis produk. Begitupun seterusnya, hingga terdapat 1 transaksi konsumen yang telah membeli 157 jenis produk.

Selain itu, untuk mengetahui gambaran kasir mana yang paling banyak melayani. Dapat dilihat melalui **Gambar 5.3**.



Gambar 5.3 Jumlah Pelayanan oleh Kasir

Output pada Gambar 5.3 tertera bahwa kasir yang paling banyak melayani transaksi dalam satu bulan terakhir ialah Okti, dengan jumlah pelayanan yakni lebih dari 4,000 transaksi.

Berdasarkan layanan transaksi per kasir diatas, maka pihak Pamella Satu *Supermarket* perlu meninjau lokasi dari setiap kasir sehingga dapat dianalisis

lanjut, apakah lokasi tersebut rawan antrian panjang atau tidak. Berdasarkan kasir yang layanan transaksinya rendah, maka pihak Pamella Satu perlu melakukan pengkajian pada bagian jenis penjualan produk yang dilayani.

5.4. *Market Basket Analysis*

Pada penelitian ini digunakan MBA dengan algoritma apriori untuk memperoleh *association rule* atau aturan asosiasi berdasarkan parameter nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*. Selain itu, nilai *lift ratio* juga digunakan sebagai parameter untuk menentukan apakah *association rule* yang telah terbentuk berlaku atau tidak.

5.4.1 *Algoritma Apriori dengan R*

Penerapan algoritma apriori pada MBA bertujuan untuk menghasilkan *association rule*. Penentuan parameter *association rule* dengan algoritma apriori untuk mendapatkan nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* dilakukan menggunakan cara *trial and error*. Percobaan dilakukan beberapa kali, sehingga diperoleh aturan asosiasi dari data transaksi yang menyatakan kombinasi antar *itemset*, yang kemungkinan dapat dibeli secara bersamaan.

Pada penelitian ini, nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* yang digunakan secara berturut-turut ialah sebesar 0.001 dan 0.5. Hasil percobaan dengan cara *trial and error* sebagaimana pada Tabel 5.5.

Tabel 5.5 Percobaan Kombinasi Nilai Minimum *Support* dan *Confidence*.

<i>Trial</i>	<i>Minimum Support</i>	<i>Minimum Confidence</i>	Hasil
1	0.1	0.5	<i>Rule</i> tidak terbentuk
2	0.01	0.5	Satu <i>rule</i> terbentuk
3	0.001	0.5	Dua puluh sembilan <i>rules</i> terbentuk

Hasil percobaan dengan digunakan nilai minimum *confidence* sebesar 0.5 sebagaimana pada Tabel 5.5, maka parameter yang digunakan dalam penelitian ini ialah berdasarkan *trial* ketiga. Dua puluh sembilan *rules* dapat terbentuk melalui nilai minimum *support* sebesar 0.001. Sedangkan pada *trial* kedua, hanya satu *rule* yang terbentuk dengan nilai minimum *support* sebesar 0.01. Dengan

demikian, semakin kecil nilai minimum *support* yang ditetapkan maka semakin banyak pula *rules* yang akan terbentuk.

5.4.2 Association Rule

Pada *association rule* akan menghasilkan kombinasi yang disusun secara otomatis berdasarkan *rule* jika membeli produk A maka akan membeli produk B atau ditulis dalam $A \rightarrow B$. Adapun notasi $A \rightarrow B$ tersebut menyatakan kombinasi dari dua *itemset*, dimana pada satu *itemset* sebelah kiri *rule* disebut sebagai *left hand side* (lhs) dan satu *itemset* sebelah kanan *rule* disebut sebagai *right hand side* (rhs). Untuk lebih singkatnya, maka dapat digambarkan sebagai $\{itemset\ lhs\} \rightarrow \{itemset\ rhs\}$. Penggambaran *rule* tersebut menyatakan bahwa *itemset lhs* memiliki hubungan asosiasi terhadap *itemset rhs* atau yang disebut sebagai *association rule*.

Pada penelitian ini, dihasilkan 29 *association rules* dengan algoritma apriori berdasarkan nilai minimum *support* sebesar 0.001 dan nilai minimum *confidence* sebesar 0.5. *Rules* tersebut dapat dilihat melalui Tabel 5.6.

Tabel 5.6 Association Rules.

No	lhs	rhs	Support	Confidence	Lift	Count
1	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR}	→ {INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.014341707	0.6049789	11.739832	1288
2	{INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR}	→ {INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.009720738	0.6130618	11.896684	873
3	{INDOMIE RASA SOTO MIE}	→ {INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.006235525	0.5303030	10.290721	560
4	{INDOMIE RASA SOTO SPECIAL}	→ {INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.004153305	0.5054201	9.807857	373
5	{INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, INDOMIE	→ {INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.003429539	0.6311475	12.247644	308

No	lhs	rhs	Support	Confidence	Lift	Count
	RASA AYAM BAWANG 85 GR}					
6	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, INDOMIE RASA SOTO MIE}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001970871	0.6436364	12.489994	177
7	{NUVO BARSOAP UNGU 76 GR}	{NUVO BARSOAP TOSCA SAKINAH 76 GR}	0.001904062	0.5150602	131.038329	171
8	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, MK GULA PASIR 1 KG}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001570016	0.6778846	13.154594	141
9	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, INDOMIE RASA KARI AYAM 72 GR}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001480937	0.6157407	11.948670	133
10	{INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, INDOMIE RASA SOTO MIE}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001447533	0.7738095	15.016051	130
11	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, INDOMIE PEPSODENT PG WHITE 225 GR}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001380723	0.7337278	14.238251	124
12	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG	{INDOMIE GORENG	0.001347319	0.5817308	11.288694	121

No	lhs	rhs	Support	Confidence	Lift	Count
	85 GR, JOLLY FACIAL TISSUE 250}	SPECIAL 85 GR}				
13	{POP MIE MINI RASA BASO SAPI}	{POP MIE MINI RASA AYAM BAWANG}1	0.001291644	0.5800000	175.382626	116
14	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, INDOMIE RASA SOTO SPECIAL}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001280510	0.6725146	13.050387	115
15	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, SUNLIGHT LIME POUCH 755 ML}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001280510	0.7142857	13.860970	115
16	{PROMINA PUFF STRAWBERRY APPLE 15 GR}	{PROMINA PUFF BLUEBERRY APPLE 15 GR}	0.001258240	0.5678392	194.643139	113
17	{INDOMIE RASA KARI AYAM 72 GR, INDOMIE RASA SOTO MIE}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001213700	0.5450000	10.575920	109
18	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, NICE SOFTPACK 200'S BD 2}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001202565	0.6835443	13.264422	108
19	{INDOMIE RASA KARI AYAM 72	{INDOMIE GORENG	0.001180296	0.5435897	10.548554	106

No	lhs	rhs	Support	Confidence	Lift	Count
	GR, INDOMIE RASA SOTO SPECIAL}	SPECIAL 85 GR}				
20	{INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, INDOMIE RASA KARI AYAM 72 GR}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001180296	0.6385542	12.391374	106
21	{SUPER BUBUR INST KARI AYAM KUAH 45 GR}	{SUPER BUBUR INSTANT SOTO KUAH 49 GR}	0.001169161	0.5468750	245.568750	105
22	{SUPER BUBUR INSTANT SOTO KUAH 49 GR}	{SUPER BUBUR INST KARI AYAM KUAH 45 GR}	0.001169161	0.5250000	245.568750	105
23	{INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, MK GULA PASIR 1 KG}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001158026	0.7074830	13.728961	104
24	{INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, MONTISS TISUE REFILL 250'S}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001146891	0.6645161	12.895174	103
25	{SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR}	{SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR}	0.001046677	0.5193370	280.967583	94
26	{SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR}	{SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR}	0.001046677	0.5662651	280.967583	94
27	{INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, INDOMIE	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001035542	0.6458333	12.532627	93

No	lhs	rhs	Support	Confidence	Lift	Count
	RASA SOTO SPECIAL}					
28	{INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, JOLLY FACIAL TISSUE 250}	{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}	0.001013273	0.6363636	12.348865	91
29	{MILKU UHT STROBERI 200 ML}	{MILKU UHT COKELAT 200 ML}	0.001002138	0.5882353	129.799104	90

Hasil eksekusi algoritma apriori pada Tabel 5.6 tertera bahwa *item* merupakan produk tunggal yang terdapat dalam suatu transaksi, seperti INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR, MANISKITA GULA PASIR 1 KG, SASA SANTAN CAIR 65 ML, dan sebagainya. Adapun *itemset* merupakan kombinasi dari satu atau lebih *item* yang terdapat dalam satu transaksi, seperti {INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}, {INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR, MK GULA PASIR 1 KG}, {MILKU UHT STROBERI 200 ML}, dan sebagainya.

Pada Tabel 5.6 juga terdapat *association rule* atau aturan asosiasi yang menyatakan hubungan antar *itemset* ialah sebagai berikut.

1. Aturan ke-1 yakni {INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR} → {INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}. Pada aturan tersebut menyatakan bahwa jika konsumen membeli INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR, maka konsumen tersebut juga akan membeli INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR. Aturan ini didukung oleh nilai *support* tertinggi sebesar 1.43%, nilai *confidence* sebesar 60.5%, dan nilai *lift ratio* sebesar 11.74, dengan sebanyak 1,288 transaksi konsumen telah membeli INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dan konsumen tersebut juga telah membeli INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR. Begitu seterusnya hingga aturan ke-29.

2. Aturan ke-29 yakni {MILKU UHT STROBERI 200 ML} → {MILKU UHT COKELAT 200 ML} yang menyatakan bahwa jika konsumen membeli MILKU UHT STROBERI 200 ML, maka konsumen tersebut juga akan membeli MILKU UHT COKELAT 200 ML. Aturan ini didukung oleh nilai *support* minimum sebesar 0.1%, nilai *confidence* sebesar 58.82%, dan nilai *lift ratio* sebesar 129.799, dengan sebanyak 90 transaksi konsumen telah membeli MILKU UHT STROBERI 200 ML dan juga telah membeli MILKU UHT COKELAT 200 ML secara bersamaan.

Selain itu, kolom *lift* pada aturan ke-1 sampai dengan aturan ke-29 menunjukkan nilai *lift* diatas 1, yang artinya bahwa seluruh aturan dinyatakan berlaku atau valid. Sebagai contoh, perhitungan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* secara berturut-turut pada *rule* ke-1 dapat dihitung seperti berikut, dengan produk A merupakan INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dan produk B merupakan INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR.

$$\mathbf{Support (A \cap B)} = \frac{\text{Jumlah produk A dan B yang terbeli bersamaan}}{\text{Total transaksi}}$$

$$= \frac{1288}{89808}$$

$$= 0.01434171$$

$$\mathbf{Support (A)} = \frac{\text{Jumlah produk A yang terbeli}}{\text{Total transaksi}}$$

$$= \frac{2129}{89808}$$

$$= 0.02370613$$

$$\mathbf{Support (B)} = \frac{\text{Jumlah produk B yang terbeli}}{\text{Total transaksi}}$$

$$= \frac{4628}{89808}$$

$$= 0.05153216$$

$$\mathbf{Confidence (A \rightarrow B)} = \frac{\text{Support (A \cap B)}}{\text{Support (A)}}$$

$$= \frac{0.01434171}{0.02370613}$$

$$= 0.6049789$$

$$\begin{aligned}
 \text{Lift}(A \rightarrow B) &= \frac{\text{Confidence}(A \rightarrow B)}{\text{Support}(B)} \\
 &= \frac{0.6049789}{0.05153216} \\
 &= 11.73983
 \end{aligned}$$

Rules yang telah terbentuk pada Tabel 5.6 menunjukkan bahwa produk yang sering terbeli ialah produk dengan kategori makanan. Hal tersebut dapat dinyatakan bahwa kebanyakan konsumen seringkali membeli produk berjenis makanan dibandingkan dengan produk berjenis kebutuhan rumah tangga non makanan, obat-obatan, kosmetik, pecah-belah, busana, alat tulis kantor, mainan, maupun aksesoris. Untuk mengetahui produk-produk yang jarang terbeli oleh konsumen dapat dilihat melalui Tabel 5.7.

Tabel 5.7 Produk Jarang Terbeli.

No	Item	Jumlah Transaksi
1	ALPHA DUSTPAN DP11	1
2	3 LIDAH BUAYA PONTIANAK	1
3	36 BALOK GURIH	1
4	36 BALOK PEDAS	1
5	36 HOLA JAGUNG KEJU	1
6	36 KRUPUK KRUPUK TAHU	1
7	47 BREM BULAT K	1
8	AA 27 CERITA RAKYAT NUSANTARA /BRN	1
9	AA ANEKA BIMBINGN PIDATO UTK ANAK MUSLIM	1
10	AA BAHASA INGGRIS U/ ANAK2 GMBR BN	1
11	AA BUKU SKU SIAGA PAH	1
12	AAN CELANA ALADIN PJ STANDART	1
13	AAN CELANA LEGING BAHAN JEANS	1
14	ABC ROK SALSA PLISKET	1
15	AIJ SULAK L2	1
16	AIJ TOPLES IWATANI GREEN	1
17	RISMA BROS BGS 10	1

No	Item	Jumlah Transaksi
18	RISMA BROS BNG MT 7	1
19	VIVA EYE SHADOW PRESSED COKLAT	1
20	YH GELAS 9009	1
...
6,135	ZINC MEN SHP ACTIVE COOL BTL 340 ML	1

Pada Tabel 5.7 di atas menunjukkan bahwa terdapat 6,135 produk yang hanya terbeli satu kali dalam satu bulan terakhir. Ada beberapa produk berasal dari kategori makanan, tetapi pada umumnya berasal dari jenis kebutuhan rumah tangga non makanan, obat-obatan, kosmetik, pecah-belah, busana, alat tulis kantor, mainan, maupun aksesoris atau dapat dikatakan sebagai produk bukan dari jenis makanan.

Sebanyak 21 *rules* dari 29 *rules* pada Tabel 5.6 menyatakan bahwa kebanyakan konsumen yang membeli suatu produk tertentu maka ia juga membeli *item* INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR. Disisi lain, *item* INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR juga dapat terjual setiap lima menit. Hal ini tentu sangat menarik untuk dijadikan strategi pemasaran dalam meningkatkan produk-produk yang kurang laku di Pamella Satu *Supermarket*.

Visualisasi dari hasil *association rules* yang telah terbentuk dapat dilihat melalui **Gambar 5.4**.



Gambar 5.4 Visualisasi *Association Rules* dengan *R*

Lingkaran pada Gambar 5.4 menunjukkan titik pertemuan (asosiasi) antara satu *item* dengan *item* yang lainnya, dimana *item* tersebut ditulis dalam bentuk teks. Besarnya bulatan menunjukkan popularitas bahwa *item* tersebut seringkali terbeli secara bersamaan, sedangkan intensitas warna menunjukkan nilai *lift*. Semakin pekat warnanya, maka semakin tinggi nilai *lift* pada *rule* yang telah terbentuk.

Sebagaimana aturan {INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR}→{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR} pada Gambar 5.4 memiliki ukuran bulatan yang paling besar. Artinya, konsumen seringkali membeli INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dan konsumen tersebut juga membeli INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR secara bersamaan. Sebaliknya, pada aturan {SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR}→{SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR} memiliki bulatan yang lebih kecil. Artinya, konsumen yang membeli SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR dan juga membeli SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR memiliki jumlah transaksi yang lebih sedikit.

Selain itu, aturan {SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR}→{SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR} pada Gambar 5.4 memiliki warna yang lebih pekat dibandingkan dengan aturan {INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR}→{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}. Hal ini menunjukkan bahwa konsumen yang hanya membeli SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR dapat dipastikan bahwa konsumen tersebut juga hanya akan membeli SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR secara bersamaan. Hal tersebut dibuktikan dengan aturan lain, yaitu {SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR}→{SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR}, dimana konsumen yang hanya membeli SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR dapat dipastikan bahwa konsumen tersebut juga hanya akan membeli SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR secara bersamaan. Tetapi di sisi lain, konsumen belum tentu hanya membeli satu *item* INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR yang juga akan membeli INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR. Hal ini dibuktikan dengan aturan {INDOMIE RASA SOTO MIE, INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR}→{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}, dimana *item* INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR tersebut terbeli dengan *item* INDOMIE RASA SOTO MIE atau sebanyak dua *items*. Hal ini yang menjadi alasan bahwa {SPIX SOBAMIE BALADO 24

GR}→{SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR} memiliki nilai *lift* yang lebih besar dibandingkan dengan aturan {INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR}→{INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR}. Visualisasi *association rules* pada Gambar 5.4 menunjukkan informasi yang sama sebagaimana pada Tabel 5.6.

5.5. Strategi Penjualan

Berdasarkan aturan asosiasi yang telah terbentuk, maka pihak Pamella Satu *Supermarket* dapat menentukan strategi penjualan guna memperoleh profit yang maksimal.

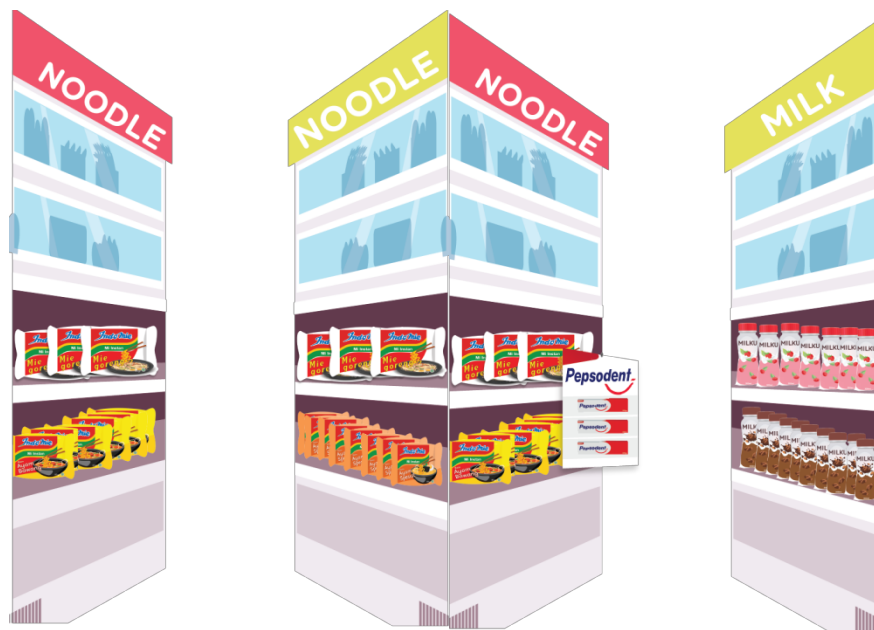
Strategi 1: Kasir Lely, Yulianto, dan Rosalina pada Gambar 5.3 merupakan Kasir *Online* yang melayani pembelian produk melalui *e-commerce* (seperti GoMart, GrabMart, dan sebagainya). Pada kasir tersebut memiliki layanan transaksi yang rendah. Maka dari itu, pihak Pamella Satu *Supermarket* dapat merancang suatu kampanye untuk memberikan *voucher* khusus kepada setiap konsumen yang berbelanja melalui *e-commerce*, sehingga dapat meningkatkan pembelian produk-produk melalui *e-commerce*. Strategi ini dapat diilustrasikan melalui **Gambar 5.5**.



Gambar 5.5 Ilustrasi Strategi Pertama.

Strategi 2: *Output association rules* dari Tabel 5.6, maka pihak Pamella Satu *Supermarket* dapat mengatur rak *display* secara berdekatan pada *item* INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dengan INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR, INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR dengan INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR, hingga MILKU UHT STROBERI 200 ML dengan

MILKU UHT COKELAT 200 ML. Strategi ini dapat diilustrasikan sebagaimana pada **Gambar 5.6**.



Gambar 5.6 Ilustrasi Strategi Kedua.

Strategi 3: Berdasarkan Tabel 5.6, maka *item* INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dengan INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR, INDOMIE RASA AYAM SPESIAL 85 GR dengan INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR, hingga MILKU UHT STROBERI 200 ML dengan MILKU UHT COKELAT 200 ML juga dapat dikemas dalam satu kemasan dan dijual dengan harga khusus.



Gambar 5.7 Ilustrasi Strategi Ketiga.

Strategi 4: Strategi pemasaran dalam meningkatkan produk yang kurang laku atau jarang terbeli ialah dengan memberikan *voucher* khusus kepada setiap konsumen untuk membeli produk selain makanan, pada setiap pembelian *item* INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR. Selain itu, produk dengan kategori makanan yang jarang terbeli dapat dikombinasikan dengan produk-produk

makanan yang memiliki hubungan asosiasi. Misalnya, INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dengan INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR dapat disisipkan *item* 47 BREM BULAT K serta dijual dengan harga khusus, sehingga konsumen dapat tertarik dan *item* yang kurang laku tersebut dapat terbeli juga.



Gambar 5.8 Ilustrasi Strategi Keempat.

Strategi 5: Adapun penempatan produk selain makanan yang kurang laku (yang memungkinkan) dapat didekatkan dengan produk-produk yang memiliki aturan asosiasi. Misalnya, di depan rak NUVO BARSOAP UNGU 76 GR dan NUVO BARSOAP TOSCA SAKINAH 76 GR dapat digantungkan beberapa *item* ZINC MEN SHP ACTIVE COOL BTL 340 ML. Hal ini bertujuan agar konsumen dapat melihat produk yang kurang laku serta memungkinkan untuk membelinya. Dengan demikian, maka strategi tersebut dapat membantu pihak Pamela Satu *Supermarket* dalam meningkatkan strategi penjualannya, sehingga profit yang diperoleh akan semakin maksimal. Strategi ini dapat diilustrasikan melalui **Gambar 5.9**.



Gambar 5.9 Ilustrasi Strategi Kelima.

5.5.1 Algoritma Apriori dengan *Shiny Web App*

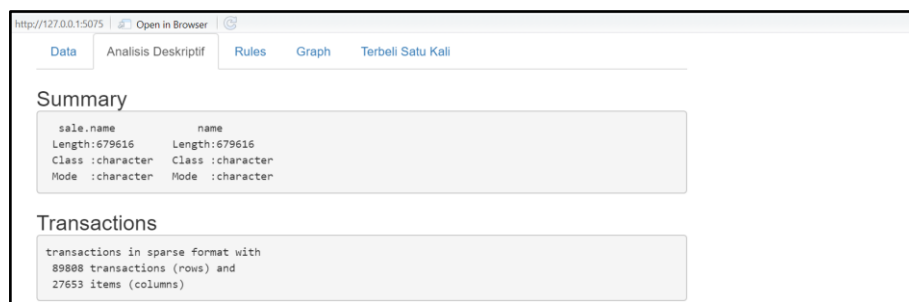
Penerapan algoritma apriori pada MBA menggunakan *Shiny Web App* bertujuan untuk memudahkan pihak Pamela Satu *Supermarket* dalam menganalisis hasilnya, mengingat *Shiny Web App* tersebut dapat menampilkan *output* dengan hasil visualisasi yang lebih ringkas. Adapun **Gambar 5.10** merupakan data transaksi konsumen Pamela Satu *Supermarket* yang ditampilkan pada halaman pertama *web*, yang selanjutnya akan dilakukan analisis menggunakan algoritma apriori.

	sale.name	code	barcode	name	qty
1	30-08-2021 08:05:Wuri/S7078/T1	6008950096	6008950096	HN LACKBAND OPP 100 YD NACHI CKT	5
2	30-08-2021 08:05:Wuri/S7078/T1	6019850011	6019850011	TJ ISOLASI TAKEDHA BENING 1 INCHI	5
3	30-08-2021 08:05:yoki/S7073/T1	2001020059	9000000000000	RINSO MATIC LIQ TOP LOAD POUCH 800 ML	1
4	30-08-2021 08:10:yoki/S7073/T2	1000810080	8993500000000	SOVIA MINYAK GORENG REFILL 1 LT	1
5	30-08-2021 08:10:yoki/S7073/T2	1001060093	8992740000000	SASA BUMBU NASI GORENG BBQ 20 GR	1
6	30-08-2021 08:10:yoki/S7073/T2	1001110045	8997020000000	MILA TEPUNG TERIGU 1 KG	1
7	30-08-2021 08:10:yoki/S7073/T2	1001610048	89686010015	INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR	2
8	30-08-2021 08:10:yoki/S7073/T2	1001610165	89686923063	SARIMI GELAS RASA SOTO 35 GR	1
9	30-08-2021 08:10:yoki/S7073/T2	1001610186	8998870000000	SEDAAP MIE RASA KARI SPECIAL 75 GR	1

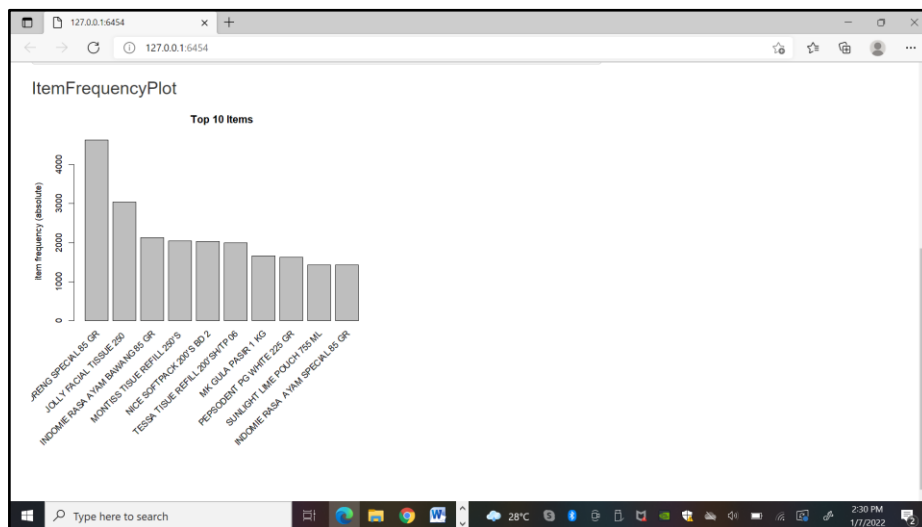
Gambar 5.10 Data Transaksi dengan *Shiny Web App*

Data transaksi konsumen Pamella Satu *Supermarket* pada Gambar 5.5 ialah sebagaimana pada Tabel 5.6. Data tersebut ditampilkan dalam bentuk tabel interaktif yang lebih ringkas pada halaman pertama *Shiny Web App*. Tampilan fitur pencarian untuk memilih data juga disisipkan di dalam tabel. Selain itu, pihak Pamella Satu *Supermarket* juga dapat menampilkan sejumlah data, serta dapat mengurutkan data sesuai dengan keinginan. *Shiny Web App* ini memiliki alamat *web*, yaitu <http://127.0.0.1:6454/>.

Adapun **Gambar 5.11** dan **Gambar 5.12** merupakan tampilan halaman kedua dari *Shiny Web App*.



Gambar 5.11 Analisis Deskriptif dengan *Shiny Web App*



Gambar 5.12 Analisis Deskriptif *Item Freq Plot* dengan *Shiny Web App*

Tampilan dari hasil analisis deskriptif menggunakan *Shiny Web App* pada Gambar 5.11 dan Gambar 5.12 memiliki bentuk yang lebih ringkas, yang dibuat dalam satu halaman. *Output summary* data untuk melakukan pengecekan *missing value* sebagaimana *output summary* menggunakan *R* ditampilkan pada halaman ini. Pada halaman tersebut juga ditampilkan mengenai jumlah transaksi konsumen dan *item frequency plot* pada 10 *items* teratas sebagaimana pada *output R*.

Tampilan dari hasil analisis deskriptif tentunya dapat mempermudah pihak Pamella Satu *Supermarket* dalam mendeskripsikan atau menggambarkan data transaksi konsumen.

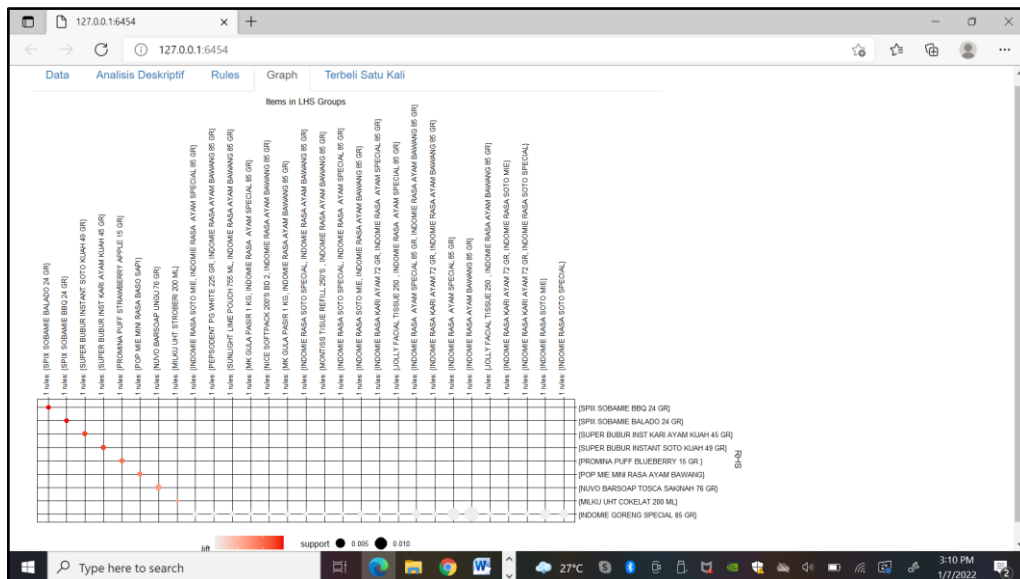
Halaman ketiga pada *Shiny Web App*, yaitu berupa hasil dari *association rules* yang telah terbentuk. Hal ini dapat dilihat melalui **Gambar 5.13**.

	lhs	rhs	support	confidence	coverage	lift	count
1	{MILKU UHT STROBERI 200 ML}	{MILKU UHT COKELAT 200 ML}	0.00100213789417424	0.588235294117647	0.00170363442009821	129.799103916751	90
2	{SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR}	{SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR}	0.00104667735613754	0.519337016574586	0.0020154106538393	280.96758303934	94
3	{SPIX SOBAMIE BBQ 24 GR}	{SPIX SOBAMIE BALADO 24 GR}	0.00104667735613754	0.566265060240964	0.00184838767147693	280.96758303934	94
4	{PROMINA PUFF STRAWBERRY 100 GR}	{PROMINA PUFF BLUEBERRY 100 GR}	0.00125823980046321	0.5678391959799	0.00221583823267415	194.643139360927	113

Gambar 5.13 Association Rules dengan *Shiny Web App*

Berasarkan *output* pada Gambar 5.13, yakni terdapat 29 *rules* yang telah terbentuk dengan digunakan nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence* secara berturut-turut ialah sebesar 0.001 dan 0.5. Nilai tersebut ditentukan dengan cara *trial and error* sebagaimana pada Tabel 5.10. Hasil *association rules* juga ditampilkan dalam bentuk tabel interaktif, seperti halnya pada halaman pertama, yang memudahkan pihak Pamella Satu *Supermarket* dalam memilih data sesuai dengan keinginan.

Adapun halaman keempat pada *Shiny Web App* merupakan visualisasi dari hasil *association rules* yang telah terbentuk. Visualisasi tersebut dapat dilihat melalui **Gambar 5.14**.



Gambar 5.14 Plot Association Rules dengan Shiny Web App

Tampilan *output* pada Gambar 5.14 ialah sebagaimana pada hasil visualisasi *association rules* menggunakan *R*. Tampilan hasil *association rules* yang mudah untuk dibaca dalam bentuk *web* tersebut tentunya sangat membantu pihak Pamela Satu *Supermarket* dalam menganalisis produk-produknya, yang selanjutnya dapat ditentukan suatu strategi untuk meningkatkan penjualannya. Dengan demikian, maka profit yang diperoleh akan semakin maksimal.

Halaman terakhir pada *Shiny Web App* yakni berupa daftar *items* yang jarang dibeli oleh konsumen. Tampilan tersebut dapat dilihat melalui **Gambar 5.15**.

data_item	
ALPHA DUSTPAN DP11	1
3 LIDAH BUAYA PONTIANAK	1
36 BALOK GURIH	1
36 BALOK PEDAS	1
36 HOLA JAGUNG KEJU	1
36 KRUPUK TAHU	1
47 BREM BULAT K	1
AA 27 CERITA RAKYAT NUSANTARA /BRN	1
AA ANEKA BIMBINGN PIDATO UTK ANAK MUSLIM	1
AA BAHASA INGRIS U/ ANAK2 GMBR BN	1

Gambar 5.15 Produk Jarang Terbeli dengan Shiny Web App

Daftar produk yang jarang dibeli oleh konsumen di Pamela Satu *Supermarket* juga ditampilkan pada halaman *web*, sebagaimana pada Gambar 5.15. Banyaknya produk yang jarang dibeli beserta daftar produk tersebut ditampilkan dalam bentuk tabel interaktif, sehingga memudahkan pihak Pamela Satu *Supermarket* dalam mencari produk yang diinginkan.

BAB VI

PENUTUP

6.1. Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang dilakukan oleh peneliti, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut.

1. Tiga produk yang paling laku di Pamella Satu *Supermarket* ialah INDOMIE GORENG SPESIAL 85 GR, JOLLY FACIAL TISSUE 250'S, dan INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR. Selain itu, terdapat 22538 transaksi yang hanya membeli 1 item. Adapun kasir yang paling banyak melayani transaksi ialah Okti, dengan jumlah pelayanan lebih dari 4000 transaksi.
2. Diperoleh 29 pola perilaku konsumen dalam berbelanja di Pamella Satu *Supermarket*. Salah satunya yakni konsumen seringkali membeli INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR dan konsumen tersebut juga membeli INDOMIE GORENG SPESIAL 85 GR secara bersamaan.
3. Strategi penjualan yang tepat, khususnya pada produk yang kurang laku di Pamella Satu *Supermarket* ialah dengan memberikan *voucher* khusus kepada setiap konsumen untuk membeli produk selain makanan, pada setiap pembelian *item* INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR. Selain itu, produk dengan kategori makanan yang jarang terbeli dapat dikombinasikan dengan produk-produk makanan yang memiliki hubungan asosiasi.

6.2. Saran

Saran untuk pihak Pamella Satu *Supermarket* ialah menyisipkan nama kategori secara otomatis untuk setiap produknya di dalam *database*. Misalnya, INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR merupakan produk dari kategori makanan. Hal ini memudahkan peneliti dalam menganalisis kategori produk-produk di Pamella Satu *Supermarket*.

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya yakni lebih baik menambahkan datanya selama satu tahun, sehingga akan diperoleh hasil Arules yang lebih bagus serta dapat diaplikasikan dengan baik mengenai tata letaknya.

DAFTAR PUSTAKA

- Arifianti, R. (2010). Pengaruh Atribut Supermarket Terhadap Impulse Buying (Survei Pada Supermarket di Kota Bandung). *Strategic : Jurnal Pendidikan Manajemen Bisnis*, 10(1), 1. <https://doi.org/10.17509/strategic.v10i1.1073>
- Bramer, M. (2016). *Principles of Data Mining* (I. Mackie (ed.); Third Edit). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-7307-6>
- Chaeriah, E. S. (2016). Manajemen Berbasis Mutu. *Jurnal Manajemen Bisnis Krisnadwipayana*, 4(2). <https://doi.org/10.35137/jmbk.v4i2.45>
- Dewantara, H., Santosa, P. B., & Setyanto, N. W. (2013). Perancangan Aplikasi Data Mining dengan Algoritma Apriori untuk Frekuensi Analisis Keranjang Belanja Pada Data Transaksi Penjualan (Studi Kasus di Swalayan KPRI Universitas Brawijaya). *Jurnal Rekayasa Dan Manajemen Sistem Industri*, 1(3), 415–426.
- Ependi, S., & Akbar, M. (2021). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk dengan Algoritma Apriori. *Bina Darma Conference on Computer Science (BDCCS)*, 3(1), 220–225.
- Gunadi, G., & Sensuse, D. I. (2012). Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth (FP-Growth). *Jurnal Telematika MKOM*, 4(1), 118–132.
- Hermaliani, E. H., Kurniawati, L., Haryanti, T., Mutiah, N., Kurniawan, A., & Renhoan, B. S. (2020). Data Mining Technique to Determine the Pattern of Fruits Sales & Supplies Using Apriori Algorithm. *Journal of Physics: conference series (Vol. 1641, No. 1, p. 012070)*.
- Kumar, K. S., & Chezian, R. M. (2012). A Survey on Association Rule Mining Algorithm. *International Journal of Computer Applications*, 45(5), 47–50. <https://doi.org/10.1109/ACCT.2015.69>
- Kusumo, D. S., Bijaksana, M. A., & Darmantoro, D. (2016). Data Mining dengan Algoritma Apriori Pada RDBMS Oracle. *TEKTRIKA - Jurnal Penelitian Dan Pengembangan Telekomunikasi, Kendali, Komputer, Elektrik, Dan Elektronika*, 8(1), 1–5. <https://doi.org/10.25124/tektrika.v8i1.215>

- Larose, D. T., & Larose, C. D. (2014). *Discovering Knowledge in Data : An Introduction to Data Mining Second Edition Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining*. In D. T. Larose (Ed.), *IEEE Computer Society* (Second Edi). John Wiley & Sons.
- Lourenco, J., & Varde, A. S. (2020). Item-Based Collaborative Filtering and Association. *2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, 4636-4645.
- Naldy, E. T., & Andri. (2021). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Toko Bangunan MDN. *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, 2(2), 89–101.
- Pamella Group. (2016). *Sejarah Berdirinya Pamella Supermarket*. <http://pamellagroup.com/perusahaan/sejarah>
- Rachmatika, R., & Harefa, K. (2020). Analysis of Determination of Strategy Promotion using Apriori Algorithm. *Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1477, No. 2, p. 022032)*.
- Rahmi, A. N., & Mikola, Y. A. (2021). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Pada Customer (Studi Kasus : Toko Bakoel Sembako). *Information System Journal (INFOS)*, 4(1), 14–19.
- Rizaldi, D., & Adnan, A. (2021). Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori: Kasus Transaksi 212 Mart Soebrantas Pekanbaru. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 5(1), 31–40. <https://doi.org/10.21009/JSA.05103>
- Rusnandi, R., Suparni, S., & Pohan, A. B. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Market Basket dengan Algoritma FP-Growth Pada PD Pasar Tohaga. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 9(1), 119. <https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.19349>
- Santoso, H., Hariyadi, I. P., & Prayitno. (2016). Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori. *Semnasteknomedia Online*, 4(1), 19–24. <http://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnasteknomedia/article/download/1267/1200>
- Sekretariat Dewan Perwakilan Daerah. (2017). *Laporan Kajian Evaluasi*

- Peraturan Daerah Pemantauan Pelaksanaan Peraturan Daerah Nomor 8 Tahun 2011 Tentang Pasar Tradisional, Pusat Perbelanjaan dan Toko Modern.* <https://jdih.dprd-diy.go.id/download-1396>
- Setiawan, A., & Mulyanti, R. (2020). Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori pada Ecommerce Toko Busana Muslim Trendy. *JUITA: Jurnal Informatika*, 8(1), 11–18. <http://jurnalnasional.ump.ac.id/index.php/JUITA/article/view/4550>
- Sugiarto, & Setio, H. (2021). *Statistika Deskriptif & Konsep Peluang Aplikasi R-Stat.* Penerbit ANDI. https://books.google.co.id/books?hl=id&lr=&id=_4wgEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=statistika+deskriptif+adalah&ots=5DSkzc1GIF&sig=XMWc1sIBmztfTaaOPrTfLpNmBXk&redir_esc=y#v=onepage&q=statistika+deskriptif+adalah&f=false
- Supriadi, I., Gustian, D., & Sembiring, F. (2021). Analisa Pola Pembelian Obat di Apotek Menggunakan Algoritma Apriori. *Seminar Nasional Sistem Informasi Dan Manajemen Informatika Universitas Nusa Putra*, 1(1), 274–281.
- Susanto, S., & Suryadi, D. (2010). *Pengantar Data Mining: Mengagali Pengetahuan dari Bongkahan Data.*
- Tatiana, K., & Mikhail, M. (2018). Market Basket Analysis of Heterogeneous Data Sources for Recommendation System Improvement. *Procedia Computer Science*, 136, 246–254. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.263>
- Yanto, R., & Khoiriah, R. (2015). Implementasi Data Mining dengan Metode Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Pembelian Obat. *Creative Information Technology Journal*, 2(2), 102–113. <https://doi.org/10.24076/citec.2015v2i2.41>
- Zulham, Rusydi, I., & Rahman, M. A. (2021). Analisa Pola Sistem Penjualan Makanan Ringan dengan Menggunakan Algoritma Apriori. *20(2)*, 52–63.

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Transaksi Pamella Satu *Supermarket*

	A	B	C	D	E
1	sale name	code	barcode	name	qty
2	30-08-2021 08:05/Wuri/S7078/T1	6008950096	6008950096	HN LACKBAND OPP 100 YD NACHI CKT	5
3	30-08-2021 08:05/Wuri/S7078/T1	6019850011	6019850011	TJ ISOLASI TAKEDHA BENING 1 INCHI	5
4	30-08-2021 08:05/yoki/S7073/T1	2001020059	9E+12	RINSO MATIC LIQ TOP LOAD POUCH 800 ML	1
5	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1000810080	8.9935E+12	SOVIA MINYAK GORENG REFILL 1 LT	1
6	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1001060093	8.99274E+12	SASA BUMBU NASI GORENG BBQ 20 GR	1
7	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1001110045	8.99702E+12	MILA TEPUNG TERIGU 1 KG	1
8	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1001610048	89686010015	INDOMIE RASA AYAM BAWANG 85 GR	2
9	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1001610165	89686923063	SARIMI GELAS RASA SOTO 35 GR	1
10	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1001610186	8.99887E+12	SEDAAP MIE RASA KARI SPECIAL 75 GR	1
11	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1001610323	89686923117	SARIMI GELAS RASA BASO	1
12	30-08-2021 08:10/yoki/S7073/T2	1001610458	8.99887E+12	SEDAAP MIE GORENG SELERO PADANG 86 GR	1
13	30-08-2021 08:11/Anik/S7298/T1	7038510663	7038510663	SAS INF MS SA 439	1
14	30-08-2021 08:11/Anik/S7298/T1	7013512425	7013512425	LBC MINISET COLLINE 201-605	1
15	30-08-2021 08:11/Anik/S7298/T1	6017351015	6017351015	RKN LEM BAKAR K 0.7 TRIFELLO	10
16	30-08-2021 08:11/Anik/S7298/T1	7036711883	7036711883	KKC CD ZINGLIJIAO 89	1
17	30-08-2021 08:12/yoki/S7073/T3	1000110073	8.99301E+12	INDOMILK KIDS UHT COKLAT 115 ML	2
18	30-08-2021 08:12/yoki/S7073/T3	1001350007	8.99701E+12	BOROBUDUR SANDWICH	1
19	30-08-2021 08:12/yoki/S7073/T3	2001150034	8.99887E+12	MAMA LEMON POUCH 780 ML	1
20	30-08-2021 08:12/yoki/S7073/T3	2000410153	8.9911E+12	FORMULA PG CHARCOAL 160 GR	1
21	30-08-2021 08:12/yoki/S7073/T3	1000110004	8.9927E+12	MILU UHT 110 ML	2
22	30-08-2021 08:13/Anik/S7298/T2	1000150057	8.99275E+12	VIT AIR MINERAL BTL 1500 ML	1
23	30-08-2021 08:14/Anik/S7298/T3	7033770275	7033770275	VS HANDUK GOOD MORNING TEBAL	2
24	30-08-2021 08:15/nawang/S7067/T1	1000110255	8.99991E+12	VIDORAN KIDS MILK UHT COKLAT 175ML	15
25	30-08-2021 08:16/ehiani/S7065/T1	2001060037	8.99887E+12	SOKLIN PEWANGI BLUE REF 800 ML	2

	A	B	C	D	E
157909	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1000540363	8.991E+12	SILVER QUEEN MONTES 50 GR	1
157910	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1000540110	8.99318E+12	RICHEESE PASTA KEJU 4'S 30 GR	1
157911	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1000630024	8.996E+12	BENG BENG MAXX 32 GR	1
157912	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1001610057	89686910704	INDOMIE GORENG RASA RENDANG 91 GR GRS	1
157913	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1001610084	8.996E+12	MIE GELAS RASA BAKSO SAPI PAKET KEL 6'S	1
157914	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000230039	8.99356E+12	DETOLE BF RE ENERGIZE REF 250 ML	1
157915	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000280048	8.99342E+12	RESIK-V SABUN SIRIH ANGGREK 90 ML	1
157916	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000310098	8.99887E+12	EMERON SHP SARI MAWAR 80 ML	1
157917	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000320063	8.99887E+12	EMERON COND SOFT & SMOOTH 170 ML	1
157918	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000410093	9E+12	PEPSODENT PG ACTION 123 HERBAL 120 GR	1
157919	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000830083	8.99009E+12	SARI AYU KAPAS KECANTIKAN 50 GR	1
157920	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000850045	8.99319E+12	CHARM BF SC NIGHT WING 35 CM 6'S	1
157921	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000940048	8.85018E+12	GLADE MATIC SPRAY REF CLEAN LINEN / WILD BERRIES	1
157922	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2001380021	8.9981E+12	CUSSONS BABY COL CHEERFUL S/VIO 100M	1
157923	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1001610275	89686010947	INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR	2
157924	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1000650055	8.99033E+12	LOTTE CHOCO PIE MARSHMELLOW 56 GR	1
157925	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1000630623	8.9911E+12	MINTZ SC GRAPEMINT ZAK 115 GR	1
157926	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1000630347	8.991E+12	SELAMAT WAFER DOUBLE CHOCOLATE 198 GR	1
157927	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000810188	8.99316E+12	MONTISS TISUE REFILL 250'S	1
157928	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2000530367	8.99314E+12	EMINA BRIGHT STUFF MICELLAR WATER DROP CLEANSER 100 ML	1
157929	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1001610224	8.99887E+12	SEDAAP MIE KOREA SPICY 87 GR	1
157930	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	1001610478	89686043617	INDOMIE MIEGHETTI 85 GR	1
157931	03-10-2021 20:08/nawang/S8071/T104	2001020163	8.996E+12	GENTLE GEN DETERJEN CAIR MORNING BREEZE 750 ML	1
157932	03-10-2021 20:09/mudah/S8068/T90	1000110078	8.9927E+12	INDOMILK SCI STRAWBERRY 190 ML	1
157933	03-10-2021 20:09/mudah/S8068/T90	1000150094	8.99951E+12	PRISTINE NEW 600 ML	1

Lampiran 2 Sintaks R

```
library(arules)
library(arulesViz)

#Input data
w35<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w35 2021.csv", sep = ";")
w36<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w36 2021.csv", sep = ";")
w37<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w37 2021.csv", sep = ";")
w38<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w38 2021.csv", sep = ";")
w39<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w39 2021.csv", sep = ";")
pamela <- rbind(w35,w36,w37,w38,w39)
View(pamela)
head(pamela)
summary(pamela)

# membuat dimensi utk mengetahui jumlah baris dan kolom
dim(pamela)
#membuat data transaksi (PAKE PACKAGE ARULES)
trans<-split(pamela[, "name"], pamela[, "sale.name"])
trans<-as((trans), "transactions")
trans
# plot utk mengetahui frekuensi barang terbanyak
itemFrequencyPlot(trans,type="absolute",topN=10, main = "Top 10 Items")
data_item <- itemFrequency(trans, type = "absolute")
#Melakukan sorting pada data_item yg transaksinya hanya 1 kali
data_item <- sort(data_item, decreasing = T)
df.data_item <- data.frame(data_item)
satukali.fi<- data.frame(dplyr::filter(df.data_item, data_item %in% "1"))
View(satukali.fi)

#Melihat jumlah barang
tabel<-crossTable(trans,sort=TRUE)
tabel[1:10,1:10]
#ringkasan barang yang terbeli
summary(trans)

#mengetahui banyaknya aturan jika maka
rules<-apriori(trans,parameter=list(supp=0.001,conf=0.5))
rules

#aturan jika maka
inspect(sort(rules))

#plot
plot(rules, method="grouped", engine = "default",k=1000)

#aturan dengan rhs INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR
rules2<-apriori(trans,parameter=list(supp=0.001,conf=0.5),
               appearance=list(default="lhs",
                               rhs="INDOMIE GORENG SPECIAL 85 GR"))
inspect(sort(rules2))
```


Lampiran 3 Sintaks *Shiny Webb App*

```
library(shiny)
library(data.table)
library(arules)
library(arulesViz)

w35<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w35 2021.csv", sep = ";")
w36<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w36 2021.csv", sep = ";")
w37<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w37 2021.csv", sep = ";")
w38<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w38 2021.csv", sep = ";")
w39<-read.csv("E:/SKRIPSI/data2/p1 w39 2021.csv", sep = ";")
pamela <- rbind(w35,w36,w37,w38,w39)
trans<-split(pamela[,"name"], pamela[,"sale.name"])
trans<-as(trans,"transactions")

rules <- apriori(trans,
                 parameter = list(support = 0.001, confidence = 0.5),
                 control = list(verbose=TRUE))

rules_table<-data.table(lhs=labels(lhs(rules)), rhs=(labels(rhs(rules))), quality(rules))

ui<- basicPage(
  mainPanel(
    tabsetPanel(
      tabPanel("Data", DT::dataTableOutput("pamela")),
      tabPanel("Analisis Deskriptif",
               h3("Summary", verbatimTextOutput("summary")),
               h3("Transactions", verbatimTextOutput("trans")),
               h3("Item Frequency Plot", plotOutput("ItemFreqPlot",
                                                    width = 500, height = 500))),
      tabPanel("Rules",
               h3("Apriori", verbatimTextOutput("apriori")),
               h3("Association Rules"), p(DT::dataTableOutput("rules"))),
      tabPanel("Graph",plotOutput("graph", width = 900, height = 600)),
      tabPanel("Terbeli Satu Kali", DT::dataTableOutput("satukali"))
    )
  )
)

server <- function(input, output) {
  output$pamela = DT::renderDataTable({
    pamela
  })
  output$summary = renderPrint({
    summary(pamela)
  })
  output$trans = renderPrint({
    trans
  })
  output$ItemFreqPlot = renderPlot({
    itemFrequencyPlot(trans,type="absolute",topN=10, main = "Top 10 Items")
  })
  output$apriori = renderPrint({
    rules
  })
  output$rules = DT::renderDataTable({
    rules_table
  })
  output$graph = renderPlot({
    plot(rules, method = "grouped", engine = "default",control = list(k=1000))
  })
  output$satukali = DT::renderDataTable({
    data_item <- itemFrequency(trans, type = "absolute")
    data_item <- sort(data_item, decreasing = T)
    df.data_item <- data.frame(data_item)
    satukali.fi<- data.frame(dplyr::filter(df.data_item, data_item %in% "1"))
    satukali.fi
  })
}
shinyApp(ui=ui,server=server)
```