IMPLEMENTASI *MARKET BASKET ANALYSIS* UNTUK PENATAAN RAK TOKO RITEL MENGGUNAKAN PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DENGAN FP-GROWTH

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana
Strata-1 Program Studi Teknik Industri - Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia

Nama : Wardahni Nima
No. Mahasiswa 21522270

PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI PROGRAM SARJANA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2025

PERNYATAAN KEASLIAN

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya mengakui bahwa tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri kecuali kutipan dan ringkasan yang seluruhnya sudah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 09 September 2025



Wardahni Nima
21522270

SURAT BUKTI PENELITIAN



al Munawwir swalayan

Jl. KH. Ali Maksum, Krapyak Kulon, Panggungharjo, Kec. Sewon, Kabupaten Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta 55002

SURAT KETERANGAN MELAKUKAN PENELITIAN

No. 09.012/AMS/IX/2025

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : AKHMAD KANDIYAS

Jabatan : Manager Al Munawwir Swalayan (AMS)

Alamat : Bantul, Yogyakarta

Dengan ini menerangkan bahwa mahasiswa dengan identitas :

Nama : WARDAHNI NIMA

NIM : 21522270

Program Studi : Teknik Industri

Adalah benar telah selesai melakukan Penelitian dan Pengambilan Data di **Al Munawwir Swalayan (AMS)** selama 3 bulan (terhitung mulai 1 April sampai dengan 30 Juni 2025) untuk memperoleh data Penelitian dalam rangka penyusunan Skripsi yang berjudul **"Implementasi Maraket Basket Analysis untuk Redesain Planogram Toko Retail menggunakan perbandingan Algoritma Apriori dan FP Growth"**.

Demikian Surat Keterangan Melakukan Penelitian ini dibuat dan diberikan kepada yang bersangkutan untuk dipergunakan sepenuhnya.

Yogyakarta, 08 September 2025

Manager AM-Swalayan,

AKHMAD KANDIYAS

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

IMPLEMENTASI *MARKET BASKET ANALYSIS* UNTUK PENATAAN RAK TOKO RITEL MENGGUNAKAN PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DENGAN FP-GROWTH

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh :

Nama : Wardahni Nima

No. Mahasiswa : 21522270

Yogyakarta, 11 September 2025

Dosen Pembimbing



(Dr. Qurtubi, S.T., M.T.)

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

IMPLEMENTASI *MARKET BASKET ANALYSIS* UNTUK PENATAAN RAK TOKO RITEL MENGGUNAKAN PERBANDINGAN ALGORITMA APRIORI DENGAN FP-GROWTH

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh:

Nama : Wardahni Nima

No. Mahasiswa : 21522270

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata-1 Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, 28 September 2025

Tim Penguji

Dr. Qurtubi, S.T., M.T.	
Ketua	
Dr. Yuli Agusti Rochman, S.T., M.Eng.	
Anggota I	
Dian Janari, S.T., M.T.	
Anggota II	

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

Ir. Muhammad Hadwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM.

NIK 01522010

HALAMAN PERSEMBAHAN

Penulis persembahkan untuk orang-orang spesial yang tak henti bertanya, “kapan wisuda?” dan “kapan skripsimu selesai?”. Wisuda hanyalah bentuk seremonial akhir setelah melewati proses panjang, terlambat lulus atau tidak lulus tepat waktu bukanlah sebuah kejahatan dan bukanlah sebuah aib. Bukankah sebaik-baiknya skripsi adalah skripsi yang diselesaikan entah itu tepat waktu maupun tidak. Terima kasih untuk semua pertanyaan yang pernah dilontarkan, karena dari sanalah semangat saya tumbuh untuk membuktikan bahwa saya mampu menyelesaikannya.

MOTTO

Kalau langkah kaki semut saja Allah dengar, lalu bagaimana dengan doa yang selalu kita ulang? “Allah tidak akan menyalahi janji-Nya, tetapi kebanyakan manusia tidak mengetahui”
(Q.S Ar-Rum:6)

“Yesterday is over, tomorrow is yet to come, and today is yet unknown”
(Yu Mi-Ji – *Our Unwritten Seoul*)

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Alhamdulillahirabbil'alamin, puji dan syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat serta nikmat-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir yang berjudul "**Implementasi *Market Basket Analysis* untuk Penataan Rak Toko Ritel Menggunakan Perbandingan Algoritma Apriori dengan FP-Growth"**. Penulis berharap laporan tugas akhir ini dapat memberikan manfaat, baik bagi penulis, pihak kampus, objek penelitian, maupun para pembaca.

Penyusunan laporan ini tidak lepas dari bantuan, do'a, serta dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Hari Purnomo, M.T., IPU., ASEAN.Eng. Selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM. Selaku Ketua Program Studi Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Dr. Qurtubi S.T., M.T Selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah meluangkan waktu untuk memberikan arahan, ilmu, serta dukungan selama proses penyusunan tugas akhir ini.
4. Keluarga penulis, Bapak Mariman, Mamah Badriyah, Mba Intan, Mas Faiz, Rofid, dan Fakhira yang senantiasa memberikan dukungan, doa, dan motivasi.
5. Pihak AMS, yang telah memberikan kesempatan untuk melakukan penelitian.
6. Rekan dekat, Alya Ambarningrum dan Hasni Latifah yang selalu memberi semangat dan dukungan di saat sulit.
7. Rekan seperjuangan, Fikanti, Shavira, Prita, Salma, Indah, Linda, Diani, Tiwi, Tia dan Nasywa yang senantiasa menemani dalam suka maupun duka selama masa perkuliahan.
8. Seseorang yang tidak dapat disebutkan namanya, yang selalu hadir memberikan semangat, mendengarkan setiap keluh kesah tanpa lelah, serta menemani penulis dengan penuh kesabaran.
9. Diriku sendiri, yang terus berusaha bertahan dan melangkah maju di tengah berbagai tantangan hingga akhirnya tugas akhir ini dapat terselesaikan.

Semoga segala kebaikan, doa, dan dukungan yang diberikan kepada penulis mendapatkan balasan terbaik dari Allah SWT. Aamiin.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

ABSTRAK

Perkembangan sektor ritel di Indonesia mendorong semakin ketatnya persaingan antar usaha toko ritel. Salah satu strategi yang dapat diterapkan yakni dengan melakukan sistem penataan rak produk secara terstruktur yang nantinya akan divisualisasikan dalam planogram. Namun, di Al Munawwir Swalayan (AMS), penataan rak masih dilakukan secara manual dan belum memanfaatkan pola pembelian konsumen dari data transaksi. Hal ini menyebabkan penataan rak produknya belum ada acuan yang jelas sehingga terisi dengan produk secara acak dan produk yang memiliki potensi dibeli bersamaan belum ditempatkan berdekatan. Penelitian ini bertujuan untuk melihat pola pembelian konsumen dari hasil pembentukan aturan asosiasi menggunakan pendekatan *market basket analysis* dengan membandingkan dua algoritma, yaitu Apriori dengan FP-Growth dalam membuat redesain planogram. Metode yang digunakan dalam pengumpulan data meliputi observasi, wawancara, dan studi dokumentasi. Data yang dikumpulkan berupa data transaksi penjualan bulan Januari 2025, tata letak rak produk, dan ukuran rak *display* toko ritel. Hasil penelitian menunjukkan kedua algoritma menghasilkan 19 aturan asosiasi yang sama. Sedangkan dalam waktu rata-rata proses yang dihasilkan algoritma FP-Growth yakni 0,97 detik dan algoritma Apriori dengan waktu 1,2 detik. Pada penyusunan planogram menggunakan hasil aturan asosiasi produk Gery Saluut Malkist dengan Nabati Wafer, serta Mie Sedaap dengan Indomie yang dijadikan aturan dalam rancangan planogram usulan.

Kata Kunci: *Market Basket Analysis*, Algoritma Apriori, Algoritma FP-Growth

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN ..... **ii**
SURAT BUKTI PENELITIAN ..... **iii**
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING ..... **iv**
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI ..... **v**
HALAMAN PERSEMBAHAN ..... **vi**
MOTTO ..... **vii**
KATA PENGANTAR ..... **viii**
ABSTRAK ..... **ix**
DAFTAR ISI ..... **x**
DAFTAR TABEL ..... **xii**
DAFTAR GAMBAR ..... **xiii**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 2
1.3 Tujuan Penelitian 2
1.4 Manfaat Penelitian 3
1.5 Batasan Penelitian 3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA **4**
2.1 Kajian literatur 4
2.2 Landasan teori 8
BAB III METODE PENELITIAN **11**
BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA **17**
4.1 Pengumpulan data 17
4.2 Pengolahan data 20
4.3 Penyusunan algoritma Apriori 21
4.4 Penyusunan algoritma FP-Growth 25
BAB V PEMBAHASAN **29**
5.1 Perbandingan Apriori dan FP-Growth 29
5.2 Analisis aturan asosiasi 29
5.3 Redesain planogram 33
BAB VI PENUTUP **36**
6.1 Kesimpulan 36
6.2 Kelemahan 36
6.3 Saran 36
DAFTAR PUSTAKA **37**
LAMPIRAN **A-1**

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Kajian Literatur 6
Tabel 4.1 Ukuran Rak display 19
Tabel 4.2 *Cleaning data* 20
Tabel 4.3 Parameter Pengujian 21
Tabel 4. 4 Hasil Aturan Asosiasi Apriori 22
Tabel 4.5 Waktu Komputasi Apriori 25
Tabel 4.6 Hasil Aturan Asosiasi FP-Growth 26
Tabel 4.7 Waktu Komputasi FP-Growth 28

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Alur Penelitian 13
Gambar 4.1 Data Transaksi AMS 18
Gambar 4.2 Layout Awal AMS 19
Gambar 4.3 Data Transformasi 21
Gambar 4.4 *Frequent Itemsets* Apriori 22
Gambar 4.5 *Frequent Itemsets* FP-Growth 25
Gambar 5.1 Layout Usulan AMS 33
Gambar 5.2 Redesain Planogram Produk Mie Instan…. 34
Gambar 5.3 Redesain Planogram Produk Biskuit dan Wafer…. 34

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar belakang

Sektor ritel di Indonesia khususnya produk *Fast Moving Consumer Goods* (FMCG), menunjukkan perkembangan yang positif. Berdasarkan data Nielsen, konsumsi produk FMCG pada kuartal III tahun 2024 meningkat sebesar 1,1% dibandingkan periode yang sama pada tahun sebelumnya. Kenaikan ini terlihat konsisten yang diperkuat oleh data Bank Indonesia, yang mencatat indeks penjualan eceran Indonesia pada Desember 2024 naik sebesar 1,8% secara *year-on-year* (yoy). Hal ini menunjukkan bahwa pertumbuhan konsumsi menjadi peluang sekaligus tantangan usaha ritel yang semakin kompetitif dengan munculnya banyak toko ritel baik skala besar maupun kecil.

Persaingan yang semakin ketat, mendorong usaha ritel mengembangkan strateginya untuk mencapai kepuasan konsumen salah satunya melalui penataan tata letak produk. Tata letak produk merupakan pengaturan dan penempatan produk di dalam toko dengan tujuan memudahkan konsumen menemukan barang yang dibutuhkan sekaligus meningkatkan kenyamanan berbelanja (Facey et al., 2024). Selain itu, penataan produk yang baik juga akan berpengaruh terhadap kondisi toko agar terlihat bersih dan menarik pelanggan (Susanto, 2022). Penelitian oleh (Dwi Rahmadani et al., 2025), menunjukkan bahwa penataan produk berpengaruh signifikan terhadap keputusan pembelian konsumen yang pada akhirnya berdampak pada meningkatnya kepuasan konsumen dengan kontribusi sebesar 90,2%.

Namun, tidak semua toko ritel menerapkan sistem penataan produk yang optimal. Salah satunya adalah Al Munawwir Swalayan (AMS), yang menjual berbagai kebutuhan pokok harian. AMS berlokasi di kawasan pondok pesantren dengan target pasar utama santri dan masyarakat sekitar. Meskipun memiliki pasar yang cukup potensial, AMS masih menghadapi persaingan ritel modern di sekitarnya yang umumnya memiliki sistem penataan produk yang lebih terstruktur. Berdasarkan hasil observasi dan wawancara, Penataan produk di AMS masih dilakukan secara manual berdasarkan jenis produknya saja, tanpa mempertimbangkan dari data transaksi untuk mengetahui pola pembelian konsumen. Padahal data transaksi penjualan yang sudah ada dapat dimanfaatkan untuk merancang tata letak yang lebih strategis sehingga berpotensi mendorong terjadinya *impulse buying* (Purnomo et al., 2023).

Permasalahan ini mengakibatkan beberapa hal seperti, ketika ketersediaan produk yang tidak lengkap atau rak produk kosong, pegawai akan mengisinya dengan produk lain secara acak tanpa adanya acuan yang jelas dari hasil pola pembelian konsumen, penempatan produk yang masih berkaitan diletakkan berjauhan, sehingga membuat tampilan rak yang menjadi kurang teratur. Hal ini menunjukkan bahwa sistem penataan produk di AMS masih kurang teratur sehingga perlu ditata ulang agar memudahkan konsumen dalam mengambil barang yang dibutuhkan.

Penataan produk di rak dapat dilakukan dengan menerapkan *Market Basket Analysis* (MBA) yang digunakan untuk mengetahui produk-produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen melalui data transaksi penjualan (Umar et al., 2022). Analisis pola pembelian konsumen dalam penelitian ini menggunakan dua algoritma, yaitu Apriori dan FP- Growth. Hasil keduanya akan dibandingkan untuk menentukan algoritma yang paling efektif dalam mengidentifikasi asosiasi produk. Analisis asosiasi tersebut akan digunakan untuk merancang tata letak produk usulan yang divisualisasikan dalam bentuk planogram. Planogram merupakan model visual atau diagram yang melihatkan penempatan produk pada rak-rak ritel (Haryanto et al., 2018).

Dengan demikian, Implementasi MBA dan perancangan planogram usulan pada penelitian ini diharapkan dapat membantu AMS mengetahui pola pembelian konsumen dan memperbaiki sistem penataan produk di AMS.

1.2 Rumusan Masalah

Dari latar belakang di atas, maka dapat diambil rumusan masalah penelitian ini adalah:

1. Bagaimana aturan asosiasi yang terbentuk dari analisis data transaksi menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth?
2. Apa perbedaan tata letak rak sebelum dan sesudah dilakukan usulan berdasarkan hasil analisis asosiasi?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan untuk menjawab rumusan masalah penelitian ini adalah:

1. Mengidentifikasi aturan asosiasi yang terbentuk dari data transaksi dengan menggunakan algoritma Apriori dan FP-Growth.
2. Menganalisis perbedaan tata letak rak sebelum dan sesudah dilakukan usulan berdasarkan hasil analisis asosiasi.

1.4 Manfaat Penelitian

Berikut adalah manfaat penelitian yang dilakukan oleh peneliti maupun toko ritel:

1. Manfaat bagi peneliti
   a. Peneliti dapat mengasah kemampuan analisis data mining dengan menerapkan MBA pada perbaikan penataan produk di AMS
   b. Peneliti dapat meningkatkan pemahaman dalam pengolahan data transaksi penjualan hingga hasil analisis data yang dimanfaatkan dalam perancangan planogram yang terstruktur.
2. Manfaat bagi perusahaan
   a. Membantu toko dalam menganalisis pola pembelian konsumen AMS untuk mengetahui produk yang sering dibeli bersamaan.
   b. Membantu memberikan usulan redesain planogram berdasarkan hasil analisis perbandingan algoritma Apriori dan algoritma FP-growth.
   c. Memanfaatkan hasil analisis menjadi bahan pertimbangan dalam penyusunan strategi *display* produk secara berkelanjutaan yang disesuaikan dengan pola belanja konsumen.

1.5 Batasan Penelitian

Berikut adalah batasan penelitian yang dilakukan oleh peneliti:

1. Penelitian dilaksanakan di AMS yang terletak di Bantul, Yogyakarta.
2. Penelitian ini hanya menggunakan data transaksi penjualan bulan Januari 2025.
3. Penelitian ini berfokus pada redesain planogram berdasarkan hasil perbandingan algoritma Apriori dan FP-Growth, tanpa memperhitungkan varian maupun jumlah *facing* produk di rak.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian literatur

Beberapa penelitian terdahulu terkait MBA, sebagai berikut:

Penerapan algoritma apriori banyak digunakan untuk analisis pola pembelian konsumen dan optimasi tata letak produk di toko ritel. Penelitian yang dilakukan oleh (Aufarrizqi et al., 2024; Elquthb, 2024; Priyanto & Arifa, 2022; Tang et al., 2020) menggunakan algoritma Apriori dalam pengolahan data untuk menghasilkan aturan asosiasi yang dijadikan dasar dalam perancangan *layout* toko ritel. Dalam penelitian (Aufarrizqi et al., 2024), algoritma digunakan untuk mengoptimalkan *layout* produk di minimarket hugo dengan menghasilkan 8 aturan asosiasi sehingga mendukung strategi penempatan produk lebih menarik dan mudah dijangkau konsumen. Penelitian (Priyanto & Arifa, 2022) menerapkan algoritma ini untuk menyusun rekomendasi *layout* toko berdasarkan hasil *survey* dan data transaksi dengan hasil yang didapatkan implementasi *market basket analysis* menunjukkan bahwa *layout* toko lebih tertata baik dan produk yang ditempatkan menjadi strategis. Penelitian (Tang et al., 2020), algoritma digunakan untuk meningkatkan kenyamanan pelanggan dalam berbelanja yang menghasilkan 18 aturan asosiasi dengan memberikan usulan penempatan produk yang sering dibeli bersamaan diletakkan secara berdekatan. Sedangkan penelitian (Elquthb, 2024) menggabungkan algoritma Apriori dengan *clustering* untuk perancangan planogram dengan mempertimbangkan preferensi pelanggan serta aturan asosiasi pengelompokkan produk dalam tampilan visual toko.

Penelitian yang dilakukan oleh Alfitra et al. (2024), Nasyuha et al. (2020), Rana & Mondal (2021), Yanti et al., n.d. (2024) menggunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan aturan asosiasi dalam penyusunan tata letak toko ataupun planogram. Pada penelitian (Alfitra et al., 2024), algoritma digunakan untuk melakukan penataan tata letak yang baik di Swalayan Jumbo Mart dalam mengidentifikasi aturan asosiasi antar kategori barang dengan hasil 6 aturan asosiasi yang diterapkan pada pengelompokkan produk dengan dayar tarik tinggi. Penelitian (Nasyuha et al., 2020), menggunakan algoritma ini

untuk memaksimalkan *display* produk sehingga meningkatkan efektivitas penataan rak dan daya tarik produk dengan hasil 9 aturan asosiasi yang akan dijadikan acuan. Penelitian (Rana & Mondal, 2021), menggunakan pendekatan algoritma FP-Growth dengan *seasonal clustering* dan *multilevel association*. Pendekatan ini digunakan untuk membantu ritel dalam merancang strategi penjualan sesuai dengan musim yang berbeda sehingga penempatan produk yang disesuaikan dengan musimnya. Terakhir, penelitian (Yanti et al., 2024), menggunakan algoritma FP-Growth dalam membuat planogram berdasarkan hasil analisis asosiasi yang digunakan untuk menentukan produk produk yang ditempatkan secara berdekatan berdasarkan kategori maupun subkategori.

Adapun penelitian yang menggunakan algoritma Apriori dan FP-growth dalam menganalisis MBA untuk menemukan pola asosiasi antar produk yang digunakan dalam penyusunan ulang posisi *layout* toko. Pada penelitian Harahap et al. (2022), Hartanto & Aribowo (2023), Fageeri et al. (2023), Miftachuddin & Cahyaningtyas (2024), dan Widodo et al. (2021) menggunakan perbandingan kedua algoritma untuk membantu dalam penataan tata letak barang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth menghasilkan aturan asosiasi yang lebih tinggi dibandingkan algoritma Apriori. Pengolahan data dilakukan dengan memilih aturan terbaik berdasarkan nilai lift > 1, yang kemudian dijadikan acuan dalam penataan ulang *layout* toko agar memudahkan jangkauan produk oleh konsumen. Penelitian (Khedkar & Kumari, 2021) dan (Aldino et al., 2021) dilakukan untuk membandingkan efektivitas kedua algoritma. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth lebih efisisen dalam pengolahan data dalam skala besar data namun membutuhkan memori yang lebih besar. Sedangkan algoritma Apriori tetap efektif digunakan dalam data yang berskala kecil dengan memori yang lebih hemat sehingga pemilihan algoritma terbaik bergantung pada data yang digunakan dalam mendukung penyusunan ulang *layout* toko.

Berikut merupakan rincian kajian literatur yang digunakan untuk mendukung penelitian terkait algoritma Apriori maupun FP-Growth:

No	Penulis	Judul	Metode		Objek	
			Apriori	FP-Growth	Layout	Planogram
1	(Aufarrizqi et al., 2024)	*Market Basket Analysis* Untuk Optimalisasi Layout Mini Market Hugo Menggunakan Algoritma Apriori	✓			
2	(Priyanto & Arifa, 2022)	*Implementation of Market Basket Analysis with apriori algorithm in minimarket*	✓		✓	
3	(Elquthb, 2024)	*Designing Planograms for Retail Shelver: A Visual Merchandising Approach Using Apriori Algorithm And K-Means Clustering of Customer Preferences*	✓			✓
4	(Tang et al., 2020)	*Apply Apriori Algorithm in Supermarket Layout Research*	✓		✓	
5	(Alfitra et al., 2024)	Analisa Keranjang Belanja Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma FP-Growth		✓	✓	
6	(Rana & Mondal, 2021)	*A Seasonal and Multilevel Association Based Approach for Market Basket Analysis in Retail Supermarket*		✓	✓	
7	(Nasyuha et al., 2020)	*Frequent Pattern Growth Algorithm for Maximizing Display Items*		✓	✓	
8	(Yanti et al., 2024)	*Design Planogram for Priority Shelf Based on Customer Behavior by Applying the Merchandising Decision Model*		✓		✓
9	(Harahap et al., 2022)	Analisis Penerapan Data Mining Dalam Penentuan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma Apriori Dan FP Growth	✓	✓	✓	
10	(Hartanto & Aribowo, 2023)	Perancangan Tata Letak Toko Ritel Berdasarkan Pola Belanja Konsumen Dengan Market Basket Analisis (Studi Kasus: Indomaret Sukatani)	✓	✓	✓	
11	(Fageeri et al., 2023)	*Market Basket Analysis Using Frequent Pattern Mining Techniques*	✓	✓	✓	
12	(Miftachuddin &	*Implementation Of Apriori and Fp Growth Algorithms in Forming Association Patterns Based on Unwaha*	✓	✓	✓	

No	Penulis	Judul	Metode		Objek	
			Apriori	FP-Growth	Layout	Planogram
	Cahyaningtyas, 2024)	*Cooperative Sales Transaction*				
13	(Widodo et al., 2021)	*Redesign Super Market Layout Analysis Based on Hidden Customer Purchase Behaviour*	✓	✓	✓	
14	(Aldino et al., 2021)	*Comparison Of Market Basket Analysis to Determine Consumer Purchasing Patterns Using FP-Growth and Apriori Algorithm*	✓	✓		
15	(Khedkar & Kumari, 2021)	*Market Basket Analysis Using Apriori Dan Algorithm and Fp – Tree Algorithm*	✓	✓		

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, diketahui bahwa pendekatan MBA telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian terutama dalam fokus objek *layout* toko. Selain itu, penggunaan dua algoritma Apriori dan FP-Growth juga sering dilakukan karena masing masing memiliki kelebihan dan kekurangan dalam proses pencarian aturan asosiasi. Namun, objek penelitian pada kedua algoritma tersebut mayoritas berfokus pada *layout* toko sedangkan pada objek planogram masih sangat terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan pendekatan MBA dengan membandingkan algoritma Apriori dan FP- Growth untuk redesain planogram.

2.2 Landasan teori

2.2.1 Association rule mining – market basket analysis (MBA)

Association rule merupakan metode data mining yang digunakan untuk mencari pola asosiasi yang diketahui dari produk yang paling sering muncul di dalam data. Salah satu contoh penerapan *association rule* adalah MBA. MBA adalah penerapan dari kebiasaan pembelian suatu produk *customer* dengan mencari asosiasi dan korelasi antara produk-produk berbeda yang diletakkan *customer* dalam keranjang belanjaannya (Winarti et al., 2021). Penerapan *market basket analysis* ini akan memberikan informasi pola pembelian konsumen dengan mengetahui produk apa saja yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen sehingga memudahkan menentukan strategi penjualan yang akan dilakukan. Pada *market basket analysis* melibatkan beberapa konsep penting, seperti *support, confidence*, dan *lift* (Andy Hermawan et al., 2024):

1. *Support*

   Support mengukur seberapa sering produk atau kombinasi produk muncul dalam data transaksi. Hasil nilai *support* yang tinggi menujukkan bahwa kombinasi produk tersebut sering dibeli secara bersamaan.

2. Confidence

   Confidence mengukur seberapa sering produk B dibeli ketika produk A dibeli. Sehingga nilai *confidence* yang tinggi menunjukkan hubungan yang kuat antara produk-produk tersebut.

3. *Lift*

   Lift mengukur seberapa besar peningkatan kemungkinan pembelian produk B ketika produk A dibeli dibandingkan dengan kemungkinan pembelian produk B secara keseluruhan. Nilai lift > 1 menunjukkan bahwa kombinasi produk tersebut valid.

2.2.2 Algoritma apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu algoritma dalam data mining untuk mengidentifikasi hubungan antar produk yang sering dibeli bersamaan dalam kumpulan data transaksional. Apriori bekerja dengan pendekatan berbasis aturan asosiasi melalui perhitungan nilai *support* dan *confidence*, yang bertujuan untuk mengidentifikasi

kombinasi item yang memiliki asosiasi yang signifikan (Sibarani, 2020). Nilai *support* berfungsi untuk mengitung proporsi kombinasi item di database, sedangkan nilai *confidence* berfungsi untuk menilai seberapa kuat hubungan antar item yang ada dalam aturan asosiasi (Dianti & Zeniarja, 2024). Algoritma Apriori didasarkan pada prinsip bahwa apabila suatu itemset muncul cukup sering dalam data transaksi, maka setiap subset dari *itemset* tersebur juga cenderung memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi. Algoritma ini menggunakan pendekatan *bottom-up*, yaitu proses pencarian yang dimulai dari *itemset* dengan ukuran kecil yang telah memenuhi nilai minimum *support*, kemudian dikembangkan secara bertahap menjadi *itemset* dengan ukuran yang lebih besar. Selanjutnya akan dilakukan pengujian berdasarkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditetapkan sebagai ambang batas. Terdapat dua tahap utama dalam algoritma Apriori, yaitu: (Wijaya et al., 2025)

1. *Frequent itemset generation*

   Proses pencarian *itemset-itemset* yang sering muncul dalam *dataset* berdasarkan nilai minimum *support* yang telah ditentukan.
2. *Association rule generation*

   Pembentukan aturan asosiasi dari *itemset* yang ditemukan, dimana dengan menghitung nilai *confidence* untuk menenukan kekuatan hubungan antar item. Sehingga dengan aturan yang mempunyai nilai *confidence* lebih dari ambang batas yang ditentukan akan digunakan sebagai aturan akhirnya.

2.2.3 Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth merupakan algoritma dalam data mining yang dikembangkan untuk penyempurnaan algoritma apriori. Algoritma ini digunakan untuk menemukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dengan membangun struktur data *tree* atau yang dikenal dengan *Frequent Pattern Tree* (*FP Tree*) yang berbentuk seperti pohon (Gulo et al., 2023). Algortima FP-Growth dalam menemukan aturan asosiasi mempunyai waktu kerja yang lebih cepat dalam mencari *frequent itemset* dan dapat menghasilkan *rule* yang baik (Maulidiya & Jananto, 2020). Tujuan utama dari penggunaan FP-Growth sama seperti Apriori, yaitu untuk menemukan aturan asosiasi (*association rules*) antar item dalam dataset transaksi yang kemudian dapat digunakan untuk pengambilan keputusan dalam bidang pemasaran, ritel, dan sistem rekomendasi (Rahmaddeni et al., 2025). Tahap analisis data

dengan algoritma FP-Growth dilakukan beberapa tahapan, yaitu (Rustam et al., 2024)

1. Pembangkit *Conditional Pattern Base*
2. Pembangkit *Conditioal FP-Tree*
3. Menentukan *Frequent Itemset*

2.2.4 Planogram

Planogram adalah model visual yang merepresentasikan penempatan produk di rak toko yang dapat membantu toko maupun pemasok menentukan posisi produk dan promosi. Sehingga planogram dapat mengoptimalkan ruang rak serta memudahkan konsumen dalam menemukan produk yang dicari. Selain itu, planogram juga meningkatkan daya tarik visual produk sehingga dapat memicu *impulse buying*. Studi menunjukkan bahwa implementasi planogram yang efektif dan didukung dengan strategi *merchandising* yang tepat, mampu meningkatkan ke terlibatan konsumen dengan produk dan memperbesar kemungkinan terjadinya pembelian spontan (Pratheesh, 2024). Planogram dikembangkan dengan berbagai sumber data yang digunakan, seperti data historis penjualan, ukuran area ritel, dimensi produk, serta unit rak yang digunakan pada toko ritel (Hikmah et al., 2025).

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Objek penelitian

Lokasi penelitian berada di Al Munawwir Swalayan (AMS), tepatnya di daerah Krapyak Kulon Panggungharjo, Kecamatan Sewon, Kota Yogyakarta, DIY. Data yang dianalisis dalam penelitian ini merupakan data transaksi pada periode bulan Januari 2025. Objek penelitian berfokus pada penataan tata letak rak usulan dalam bentuk planogram berdasarkan hasil asosiasi antar produk dari perbandingan algoritma Apriori dengan algoritma FP-Growth.

3.2 Metode pengumpulan data

Terdapat empat metode pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Observasi

   Observasi dilakukan dengan melihat langsung tata letak rak *display* AMS. Selain itu, dengan mengamati kondisi toko untuk mendapatkan informasi permasalahan terjadi di AMS.
2. Wawancara

   Wawancara dilakukan secara langsung kepada pihak terkait untuk mendapatkan informasi mengenai profil dan mekanisme yang dilakukan dalam penyusunan rak *display* AMS.
3. Dokumensi

   Dokumentasi dilakukan dengan mengumpulkan data yang sudah ada dari perusahaan berupa data transaksi penjualan AMS.
4. Studi Literatur

   Studi literatur digunakan untuk menambah wawasan dan informasi terkait konsep dalam penyusunan laporan untuk redesain planogram. Informasi yang didapatkan bersumber dari artikel, jurnal, dan buku yang dapat dijadikan referensi guna mendukung penyusunan penelitian ini.

3.3 Alat penunjang penelitian

Penelitian ini didukung oleh beberapa *tools* yang digunakan sebagai penunjang penelitian ini, di antaranya:

1. Draw Io

   Draw io merupakan aplikasi berbasis *website* yang digunakan peneliti untuk alur penelitian secara sistematis dalam bentuk *flowchart*.

2. *Microsoft Excel*

   Microsoft excel yang digunakan dalam tahapan *preprocessing* data transaksi, meliputi seleksi data, pembersihan data, dan penggabungan data.

3. Python

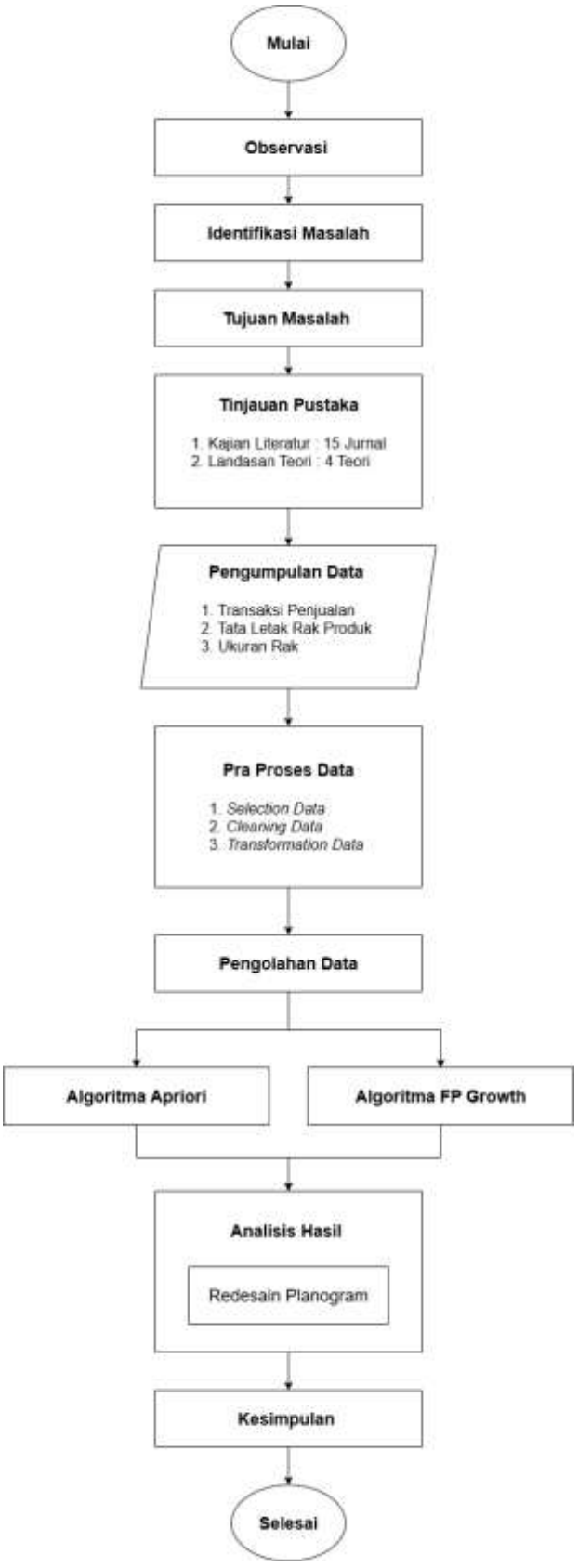
   Python yang digunakan peneliti yakni *Google Colaboratory* untuk melakukan transformasi data hingga proses pengolahan data algoritma Apriori dan FP-Growth.

4. OpenCatman

   Opencatman merupakan *software* untuk membantu desain tata letak rak produk (planogram) di rak toko dalam bentuk visual.

3.4 Diagram alur penelitian

Tahapan penyusunan penelitian ini meliputi observasi, identifikasi masalah, tujuan masalah, tinjauan pustaka, pengumpulan data, pra proses data, pengolahan data, analisis hasil, hingga penyusunan kesimpulan dan saran dalam penelitian ini. Alur penyusunan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1:



Gambar 3. 1 Alur Penelitian

Pada Gambar 3.1 yang telah disusun dapat diuraikan di bawah ini:

1. Mulai
2. Observasi

   Langkah pertama yakni melakukan pengamatan langsung di Al Munawwir Swalayan untuk mengetahui kondisi tata letak rak produk, dan permasalahan apa saja yang terjadi di toko ritel.
3. Identifikasi masalah

   Setelah melakukan observasi, peneliti menyusun dan merumuskan masalah yang terjadi yaitu penataan produk di rak display yang kurang terstruktur. Hal ini dilihat dari penataan produk yang dibeli secara bersamaan masih diletakkan berjauhan.
4. Tujuan masalah

   Selanjutnya menyusun tujuan masalah penelitian yang akan menjawab rumusan masalah. Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:
   a. Membandingkan hasil algoritma Apriori dan FP-Growth.
   b. Redesain planogram berdasarkan hasil analisis asosiasi.
5. Tinjauan Pustaka

   Dalam penyusunan penelitian ini, peneliti melakukan studi pustaka sebagai referensi yang bersumber dari jurnal. Studi Pustaka dilakukan dengan mengkaji 15 penelitian terdahulu dan landasan teori penelitian ini berkaitan tentang MBA, algoritma Apriori, algoritma FP-Growth, dan planogram.
6. Pengumpulan data

   Langkah pengumpulan data penelitian ini dilakukan dengan beberapa metode yang digunakan, yakni:
   a. Wawancara, dilakukan dengan bertanya langsung ke pihak bersangkutan, terkait mekanisme yang digunakan dalam penyusunan produk di rak.
   b. Dokumentasi, dilakukan dengan mengumpulkan data dari dokumen yang sudah ada di perusahaan berupa data transaksi penjualan.
7. Pra proses data

   Data yang dilakukan *preprocessing* data yakni data transaksi penjualan. Melakukan preprocessing data yang meliputi beberapa tahapan:

a. Seleksi data (*selection data*)

   Melakukan pemilihan data yang yang dibutuhkan dari data keseluruhan transaksi penjualan. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data transaksi penjualan bulan Januari 2025.

b. Pembersihan data (*cleaning data*)

   Melakukan pembersihan data yang tidak sesuai, tidak lengkap, dan hilang dari data yang digunakan. Pembersihan data ini dilakukan untuk menghindari *error* dalam proses pengolahan data nantinya.

c. Transformasi data (*transformation data*)

   Mengubah seluruh data menjadi bentuk sesuai dengan format metode yang akan digunakan sehingga akan mempermudah dalam melakukan analisis pengolahan data.

8. Pengolahan data

   Kemudian melakukan pengolahan data menggunakan pendekatan MBA dengan algoritma Apriori dan FP-Growth. Tahapan pengolahan data yang dilakukan dengan mencari *frequent itemset*, melakukan pencarian aturan asosiasi dan menghitung waktu rata-rata proses yang dihasilkan tiap algoritma. Hasil perbandingan dari kedua pengolahan algoritma akan dilakukan analisis untuk mengetahui algoritma mana yang terpilih.

9. Analisis hasil

   Langkah terakhir penelitian, dilakukan analisis terhadap hasil pengolahan data. Berdasarkan hasil aturan asosiasi yang terpilih salah satu algoritma akan digunakan peneliti untuk menyusun penataan rak usulan dengan menyeleksi hasil aturan asosiasinya berdasarkan nilai *support* dan *confidence* tertinggi. Setelah itu, tata letak produk tersebut divisualisasikan dalam bentuk planogram yang menggambarkan susunan produk di rak display.

10. Kesimpulan

    Berdasarkan penelitian yang dilakukan, peneliti memberikan kesimpulan untuk menjawab rumusan masalah yang telah dibuat. Selain itu, penelitian ini juga menambahkan kelemahan serta saran yang dapat diberikan oleh penulis terkait penelitian ini.

11. Selesai

BAB IV
PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Pengumpulan data

4.1.1 Profil Al Munawwir Swalayan (AMS)

Al Munawwir Swalayan merupakan salah satu toko ritel yang menjual berbagai produk kebutuhan harian, mulai dari makanan ringan, minuman, perlengkapan mandi, serta kebutuhan rumah tangga lainnya. Produk-produk tersebut ditata di rak display untuk memudahkan pelanggan dalam memilih barang yang dibutuhkan. AMS berlokasi di Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta, tepatnya di kawasan pondok pesantren sehingga mayoritas pelanggan berasal dari kalangan santri, pengurus pondok, serta masyarakat sekitar. AMS melayani setiap hari dari pukul 06.00 hingga 00.00 WIB. Dalam Proses transaksinya, AMS menggunakan sistem kasir berbasis aplikasi yang dibuat khusus untuk mempermudah pelayanan kepada pelanggan. Sistem ini membantu pencatatan penjualan, pengelolaan stok, serta pembuatan laporan keuangan secara *real time*. Namun, data transaksi yang ada selama ini hanya disimpan sebagai arsip tanpa pemanfaatan lebih lanjut.

4.1.2 Data transaksi penjualan

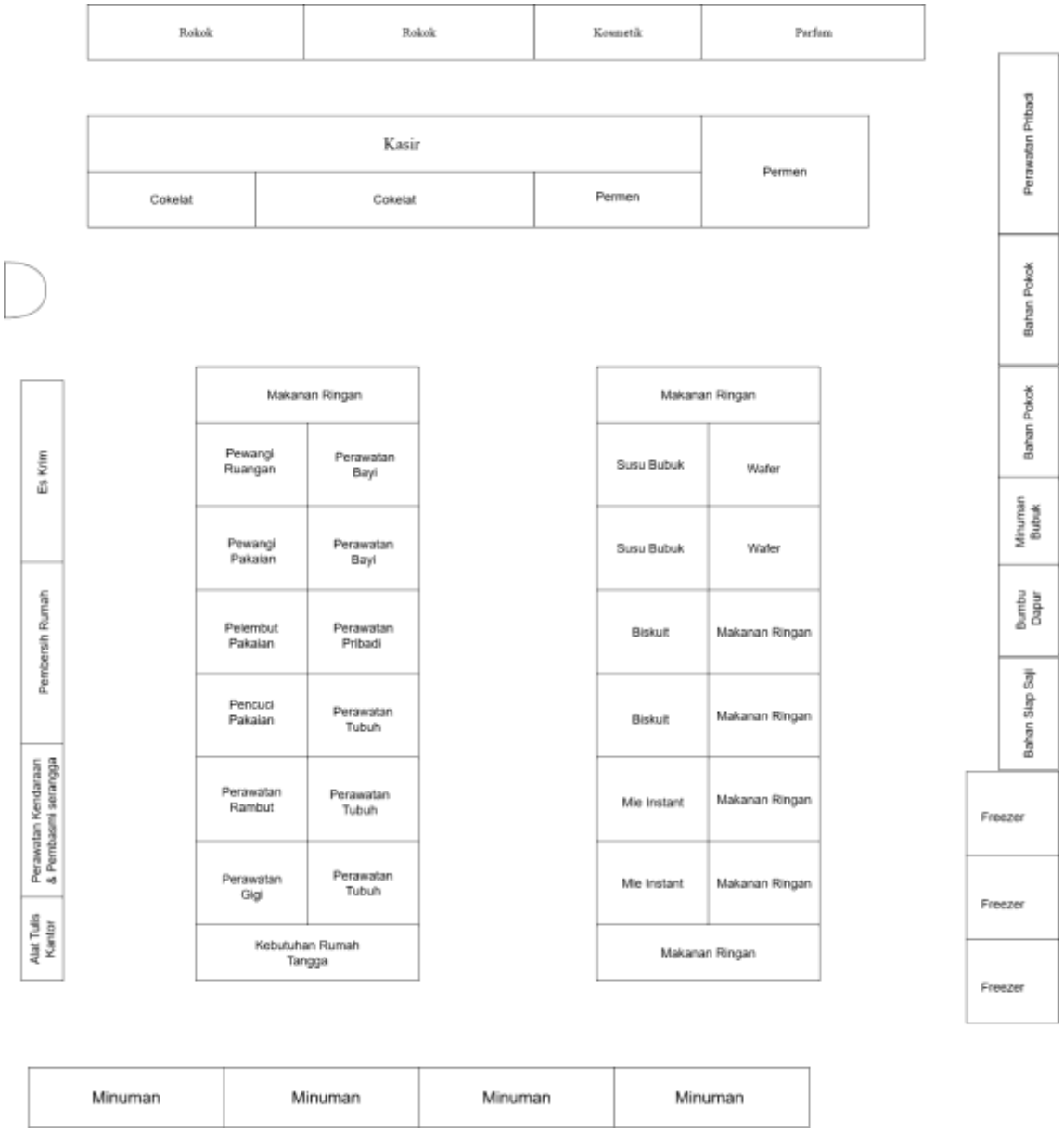
Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa transaksi penjualan pada bulan Januari 2025 dengan jumlah 3.757 data. Data transaksi belanja konsumen yang terdiri dari kode, tanggal transaksi, petugas, SKU, item, harga, jumlah item, dan total harga dapat dilihat pada Gambar 4.1:

Kode	Tgl-Transaksi	Petugas	SKU	Item	Harga	Jumlah	Total Harga
#NPJG202501010358	02-Jan-25	Dariyati	8,99523E+12	CAP KAKI TIGA KLG ANAK STRAWBERRY 250ML	5.000	1	5.000
#NPJG202501010358	02-Jan-25	Dariyati	8,991E+12	DELFI CHACHA MINIS TUBE 40 GR-DC	3.500	1	3.500
#NPJG202501010358	02-Jan-25	Dariyati	8,99291E+12	SARI ROTI CHOCO BUN 55	3.500	1	3.500
#NPJG202501010358	02-Jan-25	Dariyati	8,99318E+12	CAPLANG KAYU PUTIH 15 ML	2.000	1	2.000
#NPJG202501010358	02-Jan-25	Dariyati	8,9989E+12	SIDOMUNCUL ALANG SARI BTL 300ML	5.000	1	5.000
#NPJG202501010357	02-Jan-25	Dariyati	8,996E+12	ROMA ARDEN CHOCO SPLENDID 30 GR	2.500	2	5.000
#NPJG202501010357	02-Jan-25	Dariyati	8,9911E+12	WAFFLE CHOCO HAZELNUT 25	6.000	1	6.000
#NPJG202501010357	02-Jan-25	Dariyati	8,99701E+12	AIR MINERAL SANTRI 1500ML	10.000	1	10.000
#NPJG202501010356	02-Jan-25	Dariyati	8,99001E+12	LEM G	22.500	1	22.500
#NPJG202501010356	02-Jan-25	Dariyati	8,99515E+12	MUSTIKA RATU HAIL OIL CEM CEMAN 75ML	3.500	1	3.500
#NPJG202501010356	02-Jan-25	Dariyati	8,99295E+12	SHINZUI LULUR BODY SCRUB KIREI 200GR	6.000	1	6.000
#NPJG202501010355	02-Jan-25	Dariyati	8,99314E+12	KAHF DEO COOLING POWER 45ML	5.500	1	5.500
#NPJG202501010355	02-Jan-25	Dariyati	4,90243E+12	PANTENE SCT SHAMPOO ANTI KETOMBE 10ML	25.000	1	25.000
#NPJG202501010355	02-Jan-25	Dariyati	8,9928E+12	BDL BTG SABUN PAPAYA BRIGHTENING TRANS 90GR	6.000	1	6.000
#NPJG202501010355	02-Jan-25	Dariyati	8,99295E+12	SHINZUI SBN KENSHO 80G	1.000	1	1.000
#NPJG202501010355	02-Jan-25	Dariyati	8,99295E+12	FITRI MINYAK GORENG 400ML	2.000	2	4.000
#NPJG202501010355	02-Jan-25	Dariyati	9E+12	BANGO KECAP MANIS 77GR	6.000	1	6.000
#NPJG202501010355	02-Jan-25	Dariyati	45	KOREK YUKITA	40.000	1	40.000
#NPJG202501010354	02-Jan-25	Dariyati	8,88501E+12	AICE SWEET CORN (JAGUNG)	17.000	1	17.000
#NPJG202501010354	02-Jan-25	Dariyati	9E+12	WALLS CORNETTO CLASSICO STRAW VAN 80ML	19.500	1	19.500
#NPJG202501010354	02-Jan-25	Dariyati	8,99314E+12	MIE SEDAAP GORENG SALERO PADANG 86 GR	1.500	1	1.500
#NPJG202501010354	02-Jan-25	Dariyati	4,90243E+12	MIE SEDAAP AYAM BAKAR LIMAU 89G	8.500	2	17.000
#NPJG202501010354	02-Jan-25	Dariyati	8,9928E+12	INDOMIE GORENG ACEH	4.000	1	4.000
#NPJG202501010354	02-Jan-25	Dariyati	8,99978E+12	NIVEA MEN ROLL COOL KICK 50 ML	18.000	1	18.000
#NPJG202501010353	02-Jan-25	Dariyati	8,99991E+12	DJI SAM SOE KRETEK 12	3.000	1	3.000
#NPJG202501010352	02-Jan-25	Dariyati	8,99701E+12	YOU C1000 DRINK ORANGE 140ML	4.500	1	4.500
#NPJG202501010351	02-Jan-25	Dariyati	8,99887E+12	SEDAAP KECAP KEDELAI HITAAM 60ML	2.000	1	2.000
#NPJG202501010351	02-Jan-25	Dariyati	8,7192E+12	BLUE BAND SERBAGUNA SCT 50GR	2.000	1	2.000
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	8,99887E+12	HERS PROTEX COMFORT NIGHT 35CM 6S	5.000	1	5.000
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	8,99239E+12	MIE ABC GORENG 70	14.000	1	14.000
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	8968804870 4	MIE SARIMI ISI 2 AYAM KECAP	3.500	1	3.500
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	9E+12	DOVE SCT SHP ANTI KETOMBE 8+2ML	8.000	1	8.000
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	9E+12	MOLTO BLUE SCT 9ML	1.000	3	3.000
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	9E+12	MOLTO HYGINE 9ML	18.000	1	18.000
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	8,9981E+12	CUSSONS BABY TELON PLUS 60ML	6.000	1	6.000
#NPJG202501010350	02-Jan-25	Dariyati	8,99283E+12	CAMELLIA B MIST KIREI 100ML	2.000	1	2.000

Gambar 4.1 Data Transaksi AMS

4.1.2 Tata letak rak produk

Tata letak rak produk pada toko ritel AMS dibedakan dalam beberapa area yaitu makanan, minuman, sabun, dan yang lainnya dapat dilihat pada Gambar 4.2:



Gambar 4.2 Tata letak rak Awal

4.1.3 Ukuran rak display

Ukuran rak produk di AMS memiliki 4 jenis ukuran yang dapat dilihat pada Tabel 4.1:

Tabel 4.1 Ukuran Rak display

Kategori	Tinggi (cm)	Lebar (cm)	Kedalaman (cm)	Jarak Baris (cm)
Display Depan	88	23	15	20
Display Kecil	128	90	25	25

Kategori	Tinggi (cm)	Lebar (cm)	Kedalaman (cm)	Jarak Baris (cm)
Display Sedang	146	90	25	24
Display Besar	180	100	32	30

Berdasarkan tabel ukuran rak di atas, rak display depan digunakan untuk produk coklat dan permen yang ditempatkan di area depan kasir. Rak Display kecil digunakan untuk produk sabun shampoo dan produk perawatan lainnya. Rak display sedang digunakan untuk produk makanan, mie instan, minuman, dan produk lainnya. Terakhir rak besar, untuk area produk rokok, bumbu dapur, serta kebutuhan pokok lainnya.

4.2 Pengolahan data

4.2.1 Preprocessing data

Proses analisis data transaksi diawali dengan *preprocessing* untuk merapikan data yang diubah menjadi data yang siap digunakan dalam pemrosesan algoritma. Tahapan ini mencakup tiga tahapan utama yakni *selection data*, *cleaning data*, dan transformasi data. Pertama, data transaksi yang sudah ada dilakukan proses *selection data*, yaitu dengan memilih variabel yang dibutuhkan mencakup kode transaksi dan item tiap transaksinya serta menghapus variabel tidak diperlukan untuk dianalisis, seperti tanggal transaksi, petugas, SKU, harga, dan subtotal. Kedua, melakukan *cleaning data* dengan menghapus data yang hanya terdiri dari satu item dalam transaksinya karena dianggap tidak memberikan kontribusi dalam hasil analisis asosiasi. Data transaksi yang telah melalui proses *selection data* dan *cleaning data* menggunakan *Microsoft Excel*, diperoleh sebanyak 2263 transaksi yang siap untuk dilakukan analisis pada Tabel 4.2:

Tabel 4.2 *Cleaning data*

Transaksi	Item
1	Formula Pg, Gg Surya
2	Le Minerale, Emde Bakery
3	Mie Sedaap, Popmie, Magnum Filter, Adem Sari
4	Mie Sedaap, Indomie, Gg Surya
5	Roppang, Antangin, Gg Surya
….	….
2263	Mie Abc, Mie Suksess

4.2.2 Transformasi data

Setalah melakukan proses *cleaning data*, masuk ke tahapan terakhir yakni transformasi data. Transformasi data dilakukan sebelum proses pengolahan data algoritma Apriori maupun FP-Growth di *tools python*. Data transaksi yang akan dilakukan transformasi untuk mengubah

format datanya menjadi format boolean atau tabel kebenaran untuk memudahkan proses algoritmanya. Hasil transformasi menunjukkan nilai “TRUE” yang berarti adanya pembelian item, sedangkan nilai “FALSE” yang berarti tidak adanya pembelian item dalam transaksi. Transformasi data transaksi yang ditampilkan pada Gambar 4.3:

ABC KOPI	ABC KOPI INSTAN	ABC SAMBAL	ABC SARDINES	ACNES CREAMY WASH	ADEM SARI	ADEM SARI BTL	AIR MINERAL AKRAP	AIR MINERAL SANTRI
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	True	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	True	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False
False	False	False	False	False	False	False	False	False

Gambar 4.3 Data Transformasi

4.2.3 Penentuan parameter *association rule*

Penentuan parameter dilakukan dengan beberapa kali percobaan untuk mengetahui hasil aturan asosiasi yang terbentuk. Penentuan parameter digunakan sebagai batas ambang minimal *support* dan minimal *confidence* dalam proses pengolahan *rule* yang terbentuk dalam algoritma Apriori dan algorima FP-Growth. Oleh karena itu, aturan yang memiliki nilai *support* dan *confidence* lebih tinggi dari batas ambang digunakan dalam analisis aturan asosiasi. Pengujian parameter dilakukan sebanyak tiga percobaan yang dapat dilihat pada Tabel 4.3 berikut:

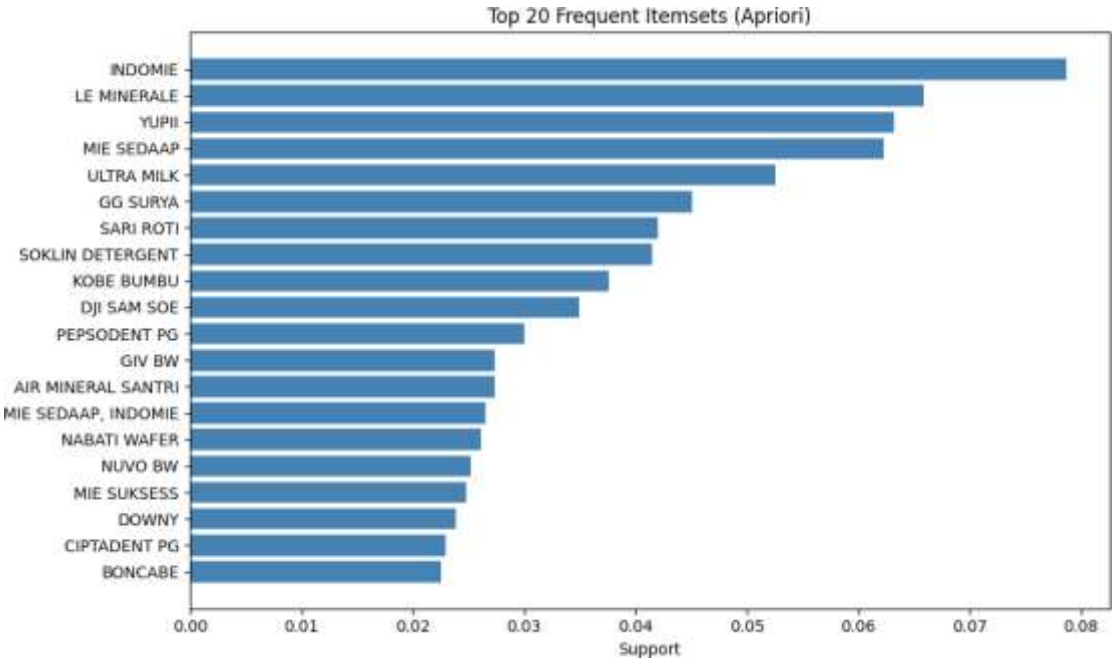
Tabel 4.3 Parameter Pengujian

Percobaan	Min. Support	Min. Confidence	Hasil Pengujian
1	0,1	0,3	Tidak ada aturan yang terbentuk
2	0,01	0,3	Ada aturan yang terbentuk, tetapi hanya sedikit
3	0,002	0,3	Ada aturan yang terbentuk

4.3 Penyusunan Algoritma Apriori

4.3.1 Hasil *Frequent Itemset*

Proses pengolahan algoritma Apriori, peneliti mengambil percobaan ketiga dengan minimal *support* sebesar 0,002 untuk proses *frequent itemset*. Hasil *frequent itemset* menggunakan algoritma Apriori menunjukkan produk dengan frekuensi tertinggi yang akan digunakan untuk membentuk aturan asosiasi. *Frequent Itemset* yang dihasilkan paling tertinggi ditunjukkan pada Gambar 4.4:



Gambar 4.4 *Frequent Itemsets* Apriori

Dari hasil *frequent itemsets* menunjukkan bahwa 20 *itemset* tertinggi, yaitu produk Indomie dengan nilai *support* sebesar 0,078657 yang berarti sekitar 7% mengandung Indomie dari seluruh transaksi. Selanjutnya terdapat produk Le Minerale, Yupi, Mie Sedaap, Ultra Milk dengan nilai support berkisar nilai *support* yang berkisar antara 0,05 – 0,007 yang disusul oleh produk lainnya yang mendominasi frekuensi pembelian. Pada hasil ini produk Giv Bw tercatat terebih dahulu dibandingkan Air Mineral Santri dengan nilai *support* yang sama. Sehingga perbedaan ini tidak memengaruhi pola pembelian konsumennya yang mana pada kedua produk ini masuk dalam produk yang sering dibeli konsumen. Urutan yang dihasilkan disebabkan karena pemrosesan algoritmanya bukan perbedaan dari frekuensi pembeliannya.

4.3.2 *Association rule*

Setelah mendapatkan *frequent itemset*, dilakukan pembentukan *association rule* dengan menggunakan nilai minimum *confidence* sebesar 0,3. *Association rule* untuk mengetahui *rule* yang terbentuk dari hubungan antar itemnya. Aturan asosiasi ditunjukkan pada Gambar 4.4:

Tabel 4. 4 Hasil Aturan Asosiasi Apriori

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
1	{'BONCABE'}	{'INDOMIE'}	0.00839	0.372549	4.7363
2	{'PEPSODENT SG'}	{'CIPTADENT PG'}	0.00265	0.3	13.055
3	{'DK TICTAC'}	{'INDOMIE'}	0.00220	0.35714	4.5405
4	{'DK TICTAC'}	{'MIE SEDAAP'}	0.00220	0.3125	5.7320
5	{'DOWNY'}	{'SOKLIN DETERGENT'}	0.01193	0.5	12.037
6	{'EMERON SHP'}	{‘GIV BW’}	0.00353	0.30769	11.230
7	{'FINNA SAMBAL'}	{'KOBE BUMBU'}	0.00751	0.3469	9.2367
8	{'GERY SALUUT MALKIST'}	{'NABATI WAFER'}	0.00486	0.57789	22.206
9	{'MIE GAGA'}	{'INDOMIE'}	0.00265	0.4	5.0853
10	{'MIE SEDAAP'}	{'INDOMIE'}	0.02651	0.4255	5.4099
11	{'INDOMIE'}	{'MIE SEDAAP'}	0.02651	0.370786	5.4099
12	{'WAFELLO WAFER'}	{'INDOMIE'}	0.00220	0.31250	3.9729
13	{‘JOLLY’}	{‘SELECTION KAPAS’}	0,00265	0,315789	23.052
14	{'LIFEBUOY SHP'}	{'SOKLIN DETERGENT'}	0.00309	0.35000	8,4260
15	{‘MAMASUKA RUMPUT LAUT’}	{‘ULTRA MILK’}	0,00209	0.31250	5.9427
16	{'MILO UHT'}	{'RANJANI GUMMY'}	0.00220	0.625	28.287
17	{'SUNLIGHT'}	{'RINSO'}	0.00397	0.473684	26.145
18	{INDOMIE', 'DOWNY}	{'SOKLIN DETERGENT'}	0.00220	0.8333	20.062
19	{'SOKLIN DETERGENT', 'INDOMIE'}	{‘DOWNY’}	0.00220	0,454545	19.048

Berdasarkan hasil algoritma apriori, diperoleh 19 aturan asosiasi antar produk yang dibeli secara bersamaan. Pada gambar 4.4, menunjukkan hubungan antara produk *antecedent* (produk yang dibeli dulu) dan *consequent* (produk yang dibeli setelahnya) dengan hasil nilai *support, confidence, lift* masing masing. Berikut adalah beberapa analiss dari data yang dihasilkan:

1. Aturan pertama, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Boncabe’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Indomie’ dengan nilai *confidence* sebesar 37% transaksi pembelian yang memuat boncabe juga memuat indomie. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,008 yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,8% dari total transaksi. Selain itu, nilai *lift* sebesar 4.7363 menunjukkan bahwa peluang membeli Indomie menjadi 4 kali lipat lebih besar jika membeli Boncabe.
2. Aturan kedua, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Pepsodent Sg’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Ciptadent Pg’ dengan nilai *confidence* sebesar 30% transaksi pembelian yang memuat Pepsodent Sg juga memuat Ciptadent Pg. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,002 yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,2% dari total transaksi. Selain itu, nilai *lift* sebesar 13.055 menunjukkan bahwa peluang membeli Ciptadent Pg menjadi 13 kali lipat lebih besar jika membeli Pepsodent Sg.
3. Aturan Ketiga, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Dk Tictac’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Indomie’ dengan nilai *confidence* sebesar 35% transaksi pembelian yang memuat Dk Tictac juga memuat Indomie. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,002 yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,2% dari total transaksi. Selain itu, nilai *lift* sebesar 4.5405 menunjukkan bahwa peluang membeli Indomie menjadi 4 kali lipat lebih besar jika membeli Dk Tictac.
4. Aturan Keempat, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Dk Tictac’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Mie Sedaap’ dengan nilai *confidence* sebesar 31% transaksi pembelian yang memuat Dk Tictac juga memuat Mie Sedaap. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,002 yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,2% dari total transaksi. Selain itu, nilai *lift* sebesar 5.7320 menunjukkan bahwa peluang membeli Mie Sedaap menjadi 5 kali lipat lebih besar jika membeli Dk Tictac.
5. Aturan terakhir, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Soklin Detergent’ dan ‘Indomie’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Downy’ dengan nilai *confidence* sebesar 42,45% transaksi pembelian yang memuat Soklin Detergent dan Indomie juga memuat Downy. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,22% yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,22% dari total transaksi. Selain itu, nilai *lift* sebesar 19,048 menunjukkan bahwa peluang membeli Downy menjadi 19 kali

lipat lebih besar jika membeli Soklin Detergent dan Indomie dibandingkan tanpa membeli kedua produk tersebut.

4.3.3 Waktu proses

Setelah menemukan pola aturan asosiasi, dilakukan analisis waktu proses algoritma Apriori untuk mengetahui waktu yang dibutuhkan selama proses dataset transaksi. Pengambilan waktu proses dilakukan dengan mengambil rata-rata waktu dari lima kali percobaan unuk menghasilkan waktu yang stabil. Waktu yang dihasilkan dapat dilihat pada Tabel 4.5:

Percobaan	Pertama	Kedua	Ketiga	Keempat	Kelima
Waktu (s)	1.6674	1.5370	1.1615	1.0647	0.5684

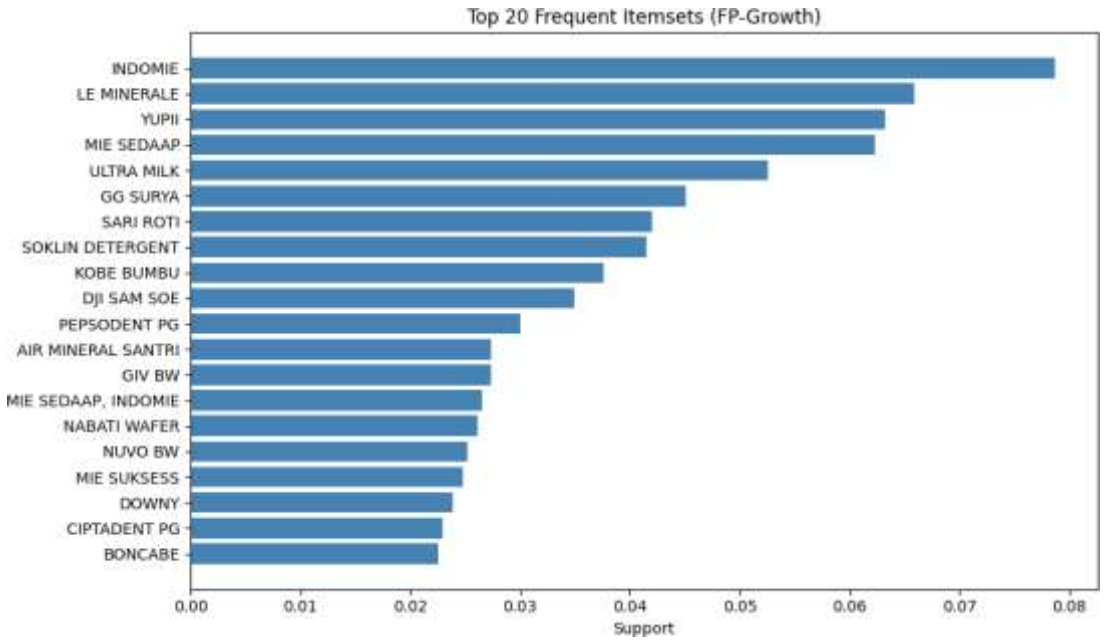
Tabel 4.5 Waktu Komputasi Apriori

Pengujian waktu proses algoritma Apriori yang telah dilakukan pengujian lima kali dengan membutuhkan rata rata waktu eksekusi sebesar 1.1998 detik.

4.4 Penyusunan algoritma FP-Growth

4.4.1 Hasil frequent itemset

Analisis *frequent itemsets* juga dilakukan pada algoritma FP-Growth menggunakan nilai parameter minimum *support* sebesar 0,002, menghasilkan beberapa *itemsets* yang mempresentasikan produk yang paling sering muncul. Beberapa produk tertinggi ditunjukkan pada Gambar 4.6:



Gambar 4.5 *Frequent Itemsets* FP-Growth

Dari hasil *frequent itemset* diperoleh 20 *itemset* dengan frekuensi kemunculan tertinggi seperti ditunjukkan pada Gambar 4.5 terlihat bahwa, produk dengan frekuensi pembelian tertinggi adalah Indomie dengan nilai *support* sebesar 0,078657 yang berarti sekitar 7% lebih mengandung produk Indomie dari seluruh transaksi. Hal ini menunjukkan bahwa Indomie menjadi salah satu produk kebutuhan utama konsumen di AMS. Setelah Indomie, produk yang juga memiliki frekuensi pembelian tinggi yaitu Le Minerale, Yupi, dan Mie Sedaap dengan nilai *support* yang berkisar antara 0,05 – 0,007. Hasil *itemset* ini menggambarkan bahwa selain kebutuhan pokok seperti mie instan, konsumen juga sering membeli produk minuman, permen, dan produk lainnya.

Namun, perbedaan *frequent itemset* di algoritma FP-Growth hanya pada urutan hasilnya dimana produk Air Mineral Santri muncul lebih dahulu dibandingkan Giv Bw. Meskipun nilai *support* pada kedua produk ini memiliki nilai *support* yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa FP-Growth menghasilkan *itemset* yang konsisten dalam menemukan produk yang paling sering muncul seperti halnya di algoritma Apriori.

4.4.2 Association rule

Aturan asosiasi algoritma FP-Growth dengan nilai *support* sebesar 0,002 dan nilai *confidence* sebesar 0,3 menghasilkan beberapa aturan asosiasi yang ditunjukkan pada Tabel 4.5:

Tabel 4.6 Hasil Aturan Asosiasi FP-Growth

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
1	{'MIE SEDAAP'}	{'INDOMIE'}	0.026513	0.425532	5.4099
2	{'INDOMIE'}	{'MIE SEDAAP'}	0.026513	0.337079	5.4099
3	{'BONCABE'}	{'INDOMIE'}	0.008396	0.372549	4.7363
4	{'GERY SALUUT MALKIST'}	{'NABATI WAFER'}	0.004861	0.578947	22.206
5	{'MIE GAGA'}	{'INDOMIE'}	0.002651	0.400000	5.0853
6	{'DOWNY'}	{'SOKLIN DETERGENT'}	0.011931	0.500000	12.037
7	{‘INDOMIE’, {' DOWNY '}	{'SOKLIN DETERGENT'})	0.002209	0.833333	20.062
8	{'SOKLIN DETERGENT', 'INDOMIE'}	{'DOWNY'}	0.002209	0.454545	19.048
9	{'LIFEBUOY SHP'}	{'SOKLIN DETERGENT'}	0.003093	0.350000	8.4260
10	{'SUNLIGHT'}	{'RINSO'}	0.003977	0.473684	26.145
11	{'FINNA SAMBAL'}	{'KOBE BUMBU'}	0.007512	0.346939	9.2367

No	Antecedents	Consequents	Support	Confidence	Lift
12	{'MILO UHT'}	{'KANJANI GUMMY'}	0.002209	0.625000	28.287
13	{'DK TICTAC'})	{'MIE SEDAAP'}	0.002209	0.357143	5.7320
14	{'DK TICTAC'}	{'INDOMIE'}	0.002209	0.357143	4.5405
15	{'PEPSODENT SG'}	{'CIPTADENT PG'}	0.002651	0.300000	13.055
16	{JOLLY}	{'SELECTION KAPAS'}	0.002651	0.315789	23.052
17	{'MAMASUKA RUMPUT LAUT'}	{'ULTRA MILK'}	0.002209	0.312500	5.9427
18	{'WAFELLO WAFER'}	{'INDOMIE'}	0.002209	0.312500	3.9729
19	{'EMERON SHP'}	{'LIFEBUOY BW'}	0.003535	0.307692	11.230

Hasil aturan asosiasi algoritma FP-Growth, diperoleh 19 aturan asosiasi antar produk yang dibeli secara bersamaan. Berikut adalah beberapa analisis dari data yang dihasilkan:

1. Aturan pertama, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Mie Sedaap’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Indomie’, dengan nilai *confidence* sebesar 42,55% transaksi pembelian yang memuat Mie Sedaap juga memuat Indomie. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,02 yang berarti kombinasi tersebut muncul 2% dari total transaksi. selain itu, nilai lift sebesar 5,4099 menunjukkan bahwa peluang membeli Indomie menjadi 5 kali lipat lebih besar jika membeli Mie Sedaap. Begitupun sebaliknyaa pada kedua produk tersebut.
2. Aturan Keempat, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Gery Saluut Malkist’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Nabati Wafer’, dengan nilai *confidence* sebesar 57% transaksi pembelian yang memuat Gery Saluut Malkist juga memuat Nabati Wafer. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,004 yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,4% dari total transaksi. selain itu, nilai lift sebesar 22.206 menunjukkan bahwa peluang membeli Nabati Wafer menjadi 22 kali lipat lebih besar jika membeli Gery Saluut Malkist.
3. Aturan Kelima, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Mie Gaga’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Indomie’, dengan nilai *confidence* sebesar 40% transaksi pembelian yang memuat Mie Gaga juga memuat Indomie. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,002 yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,2% dari total transaksi. selain itu, nilai lift sebesar 5.0853 menunjukkan bahwa peluang membeli Indomie menjadi 5 kali lipat lebih besar jika membeli Mie Gaga.

4. Aturan Keenam, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Downy’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Soklin Detergent’, dengan nilai *confidence* sebesar 50% transaksi pembelian yang memuat Downy juga memuat Soklin Detergent. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,01 yang berarti kombinasi tersebut muncul 1% dari total transaksi. selain itu, nilai lift sebesar 12.037 menunjukkan bahwa peluang membeli Soklin Detergent’ menjadi 12 kali lipat lebih besar jika membeli Downy.
5. Aturan terakhir, menunjukkan bahwa jika konsumen membeli ‘Emeron Shp’, kemungkinan besar mereka juga membeli ‘Lifebuoy Bw’, dengan nilai *confidence* sebesar 30% transaksi pembelian yang memuat Emeron Shp juga memuat Lifebuoy Bw. Aturan ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,003 yang berarti kombinasi tersebut muncul 0,3% dari total transaksi. selain itu, nilai *lift* sebesar 11,23 menunjukkan bahwa peluang membeli Lifebuoy Bw menjadi 11 kali lipat lebih besar jika membeli Emeron Shp.

4.4.3 Waktu proses

Proses waktu dataset algoritma FP-Growth diambil dari rata-rata waktu percobaan sebanyak lima kali yang menghasilkan waktu pada Tabel 4.6:

Percobaan	Pertama	Kedua	Ketiga	Keempat	Kelima
Waktu (s)	0.9343	0.9637	0.9850	0.9798	0.9938

Tabel 4.7 Waktu Komputasi FP-Growth

Pengujian waktu proses algoritma FP-Growth yang telah dilakukan pengujian membutuhkan waktu 0.9713 detik.

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Perbandingan Apriori dan FP Growth

Proses algoritma Apriori dan FP-Growth dibandingkan berdasarkan beberapa aspek, yaitu jumlah aturan asosiasi yang terbentuk serta waktu komputasi yang dibutuhkan. Hasil analisis kedua algoritma adalah sebagai berikut:

1. Aturan Asosiasi

   Hasil pengolahan data pada algoritma Apriori dan FP-Growth menggunakan nilai minimum *support* sebesar 0,002 dan minimum *confidence* 0,3 yang menghasilkan 19 aturan asosiasi. Hal ini menunjukkan bahwa kedua algoritma menghasilkan jumlah aturan asosiasi yang sama pada dataset.

2. Waktu proses

   Hasil pengujian rata-rata waktu proses algoritma Apriori memerlukan waktu 1,2 detik, sedangkan FP-Growth memerlukan rata-rata waktu sebesar 0,97 detik. Waktu komputasi menunjukkan perbedaan pada waktu proses kedua algoritma tidak terlalu besar.

Maka dari itu, karena pada aturan asosiasi kedua algoritma menghasilkan jumlah aturan asosiasi yang identik, peneliti mengambil perbandingan dari segi waktu proses model. Algoritma yang dipilih sebagai acuan dalam penataan tata letak rak display yaitu algoritma FP-Growth.

5.2 Analisis aturan asosiasi

Hasil pola aturan asosiasi pada algoritma FP-Growth, dilakukan analisis berdasarkan dari nilai *confident* dan *support* tertinggi. Beberapa hasil aturan asosiasi yang digunakan dalam pentaan tata letak toko ritel sebagai berikut:

1. Asosiasi ‘Gery Saluut Malkist’ dengan ‘Nabati Wafer’

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli ‘Gery Saluut Malkist’ terdapat kemungkinan sebesar 57% (*confidence*) juga membeli ‘Soklin

Detergent'. Pola ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,4% serta nilai *lift ratio* sebesar 22,206 yang menandakan memiliki hubungan yang sangat kuat antar produk. Kedua produk termasuk dalam kelompok makanan manis yang mana Gery Saluut Malkist termasuk produk biskuit sedangkan Nabati Wafer termasuk produk wafer.

2. Asosiasi 'Downy' dengan 'Soklin Detergent'

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli 'Downy' terdapat kemungkinan sebesar 50% (*confidence*) juga membeli 'Soklin Detergent'. Pola ini didukung oleh nilai *support* sebesar 1% serta nilai *lift ratio* sebesar 12,037 yang menandakan memiliki hubungan yang sangat kuat antar produk. Kedua produk termasuk dalam kelompok *home care*, yang mana 'Downy' termasuk produk pelembut pakaian, sedangkan 'Soklin Detergent' termasuk produk deterjen.

3. Asosiasi 'Sunlight' dengan 'Rinso'

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli 'Sunlight' terdapat kemungkinan sebesar 47% (*confidence*) juga membeli 'Rinso'. Pola ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,3% serta nilai *lift ratio* sebesar 26,145 yang menandakan memiliki hubungan yang sangat kuat antar produk. Kedua produk termasuk dalam kelompok *home care*, yang mana Sunlight termasuk produk sabun cuci piring, sedangkan Rinso termasuk produk deterjen.

4. Asosiasi 'Mie Sedaap' dengan 'Indomie'

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli 'Mie Sedaap' terdapat kemungkinan sebesar 42% (*confidence*) juga membeli 'Indomie'. Pola ini didukung oleh nilai *support* sebesar 2% serta nilai *lift ratio* sebesar 5,409 yang menandakan memiliki hubungan yang sangat kuat antar produk. Kedua produk memiliki kelompok yang sama yaitu mie instan yang menggambarkan keterkaitan antar merk dalam segmen produk yang sama.

5. Asosiasi 'Boncabe' dengan 'Indomie'

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli 'Boncabe' terdapat kemungkinan sebesar 37% (*confidence*) juga membeli 'Indomie'. Pola ini

didukung oleh nilai *support* sebesar 0,8% serta nilai *lift ratio* sebesar 4,736 yang menandakan memiliki hubungan yang sangat kuat antar produk. Kedua produk ini menunjukkan antara keterkaitan produk pelengkap dengan produk mie instan.

6. Asosiasi ‘Lifebuoy Shp’ dengan ‘Soklin Detergent’

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli ‘Lifebuoy Shp’ terdapat kemungkinan sebesar 35% (confidence) juga membeli ‘Soklin Detergent’. Pola ini didukung oleh nilai support sebesar 0,3% serta nilai lift ratio sebesar 5,085. Produk Lifebuoy Shp termasuk dalam produk perawatan rambut, sedangkan Soklin Detergent termasuk dalam produk detergent.

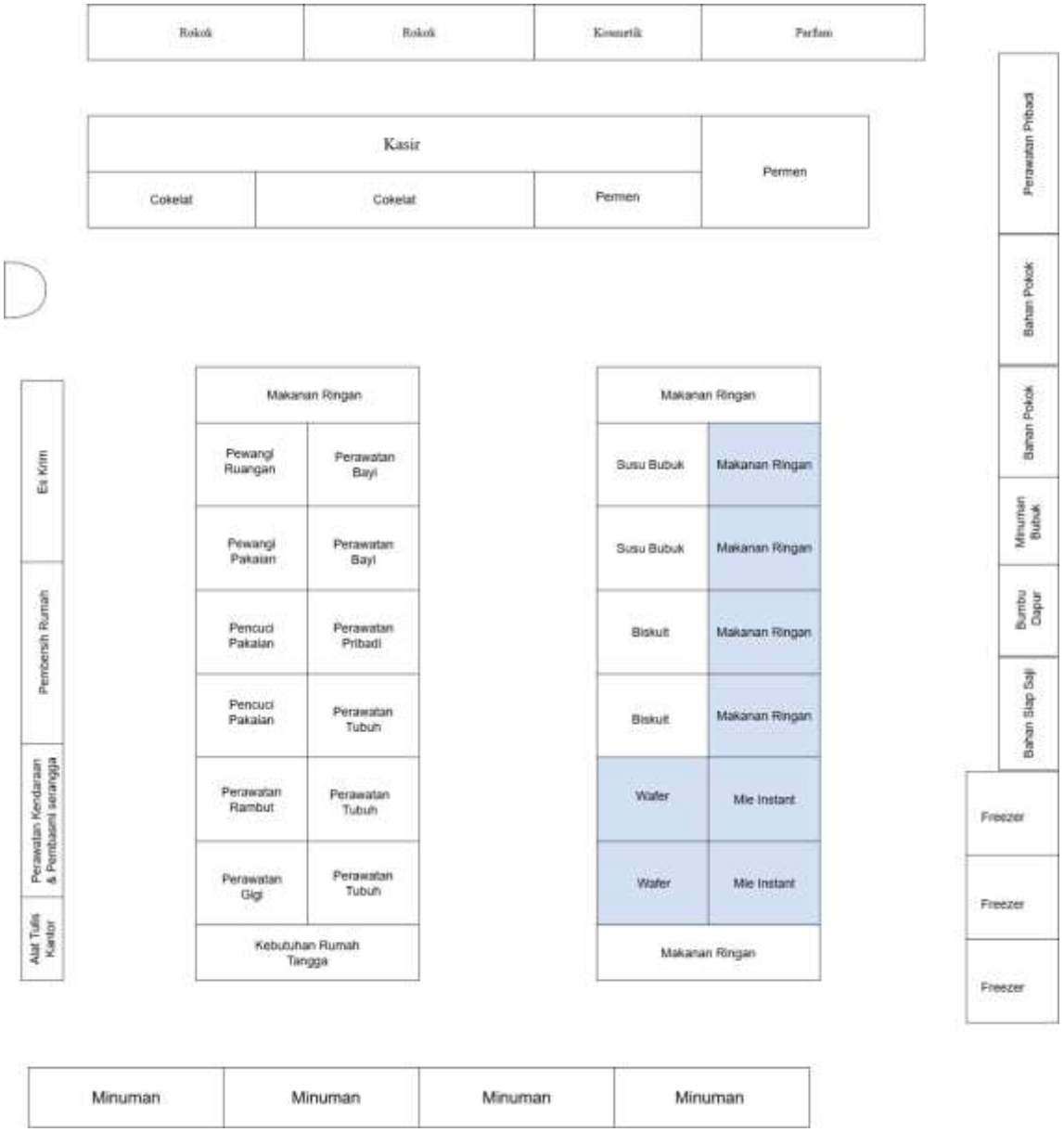
7. Asosiasi ‘Finna Sambal’ dengan ‘Kobe Bumbu’

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli ‘Finna Sambal’ terdapat kemungkinan sebesar 34% (*confidence*) juga membeli ‘Kobe Bumbu’. Pola ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,7% serta nilai *lift ratio* sebesar 9,236. Kedua produk ini termasuk dalam kelompok bumbu dapur yang menunjukkan keterkaitan antar merk produk bumbu dapur.

8. Asosiasi ‘Emeron Shp’ dengan ‘Giv Bw’

   Aturan asosiasi menunjukkan bahwa konsumen membeli ‘Emeron Shp’’ terdapat kemungkinan sebesar 30% (*confidence*) juga membeli ‘Kobe Bumbu’. Pola ini didukung oleh nilai *support* sebesar 0,3% serta nilai *lift ratio* sebesar 11,230 yang menandakan memiliki hubungan yang sangat kuat antar produk. Produk Emeron Shp termasuk dalam perawatan rambut, sedangkan Giv Bw adalah produk perawatan badan.

Pada analisis aturan asosiasi di atas diurutkan dari nilai *confidence* yang paling tinggi hingga paling kecil untuk menunjukkan adanya pola keterkaitan antar produk. Hasil masing-masing aturan asosiasi yang terbentuk memiliki nilai lift ratio > 1 sehingga aturan dapat dikatakan valid. Maka dari itu, aturan tersebut dijadikan dasar dalam perancangan ulang tata letak toko pada Gambar 5.1:



Gambar 5.1 Layout Usulan AMS

Pada produk makanan manis, keterkaitan Gery Saluut Malkist dengan Nabati Wafer, yang mana area produk wafer awalnya posisi depan belakang dipindahkan posisinya menjadi bersebelahan dengan area biskuit. Selanjutnya hasil asosiasi antara Boncabe dengan Indomie menunjukkan hubungan yang kuat. Posisi awal area rak mie instan bersebelahan dengan biskuit, kemudian dipindahkan berada ke samping rak snack agar lebih dekat dengan area bumbu dapur (Boncabe). Pemindahan ini tetap relevan karena meskipun nilai *support* dan *confidencenya* kecil sehingga tidak masuk dalam analisis utama. Namun hubungan asosiasi tersebut masih ada. Oleh karena itu, produk Indomie terletak bersebrangan dengan Boncabe

sebagai produk pelengkap. Pada kategori Mie Instan, terdapat hubungan pola yang kuat antara Mie Sedaap dengan Indomie, sehingga produk ini ditempatkan berdekatan dalam satu area rak mie instan.

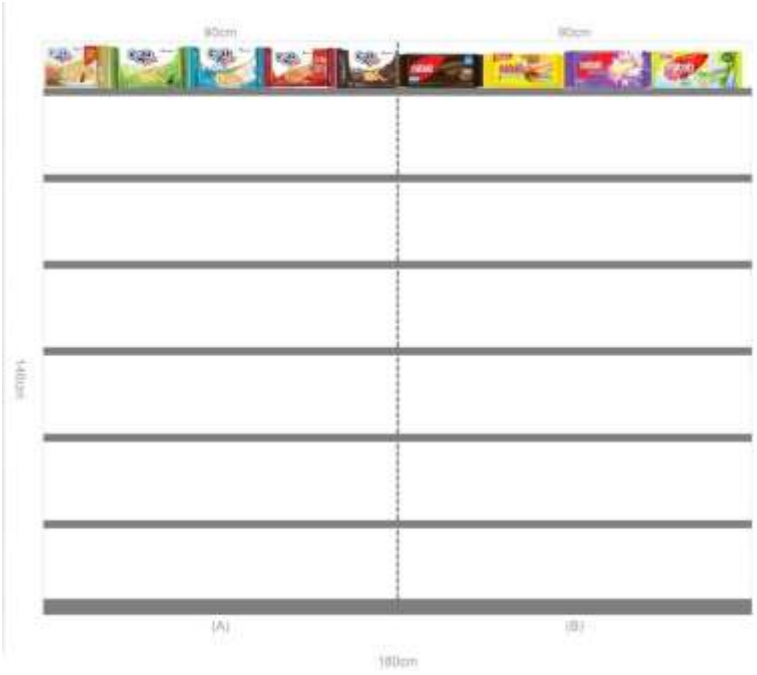
Sementara itu, pada kategori bumbu dapur, produk Finna Sambal dan Kobe Bumbu ditempatkan dalam satu area khusus bumbu dapur. Produk *home care*, asosiasi antara Downy dengan Soklin Detergent serta Sunlight dengan Rinso. Pola keempat produk ini sudah di dikelompokkan berdekatan di area pencuci pakaian, yang posisinya berada bersebrangan dengan area pembersih rumah. Kemudian produk Emeron Shp dan Giv Bw ditempatkan berdekatan dalam satu area perawatan rambut dengan area perawatan badan dengan rak posisi depan belakang. Terakhir, terdapat produk Lifebuoy Shampoo dan Soklin Detergent diletakkan saling bersebelahan, yang sudah membentuk pola asosiasinya yang kuat. Secara keseluruhan, pola-pola ini menunjukkan bahwa produk yang sering dibeli bersama perlu dikelompokkan dalam satu zona atau diletakkan berdekatan untuk mendorong kemungkinan pembelian tambahan (*cross-selling*)

5.3 Redesain planogram

Pada proses redesain planogram, visualisasi difokuskan pada area rak mie instan serta bikuit dengan wafer. Hal ini disebabkan karena pada tata letak produk lainnya tidak terjadi perubahan posisi, sedangkan produk yang penempatan berubah hanya pada produk mie instan dan biskuit-wafer. Oleh karena itu redesain planogram dapat dilihat pada Gambar 5.2 dan Gambar 5.3 berikut:



Gambar 5.2 Planogram Produk Mie Instan



Gambar 5.3 Planogram Produk Biskuit dan Wafer

Pada penyusunan planogram, fokus utama pada dua asosiasi produk, yaitu Gery Saluut Malkist dengan Nabati Wafer serta Mie Sedaap dengan Indomie. Produk tersebut ditata menggunakan rak display yang berukuran sedang dengan spesifikasi tinggi 146 cm dan lebar 90 cm dengan tujuh sekat yang jarak antar sekat sekitar 24 cm.

Implementasi planogram dapat dilihat pada Gambar 5.2, rak biskuit dan wafer pada produk gery saluut malkist ditempatkan berdampingan secara horizontal dengan nabati wafer. Penempatan ini bertujuan agar konsumen dapat langsung melihat kedua produk dalam satu pandangan. Sehingga dapat mendorong kemungkinan pembelian lebih dari satu produk.

Pada Gambar 5.3 kategori mie instan, produk Mie Sedaap dengan Indomie yang ditempatkan sejajar secara horizontal. Produk mie cup diletakkan pada rak paling atas karena sesuai dengan ukuran kemasan yang agak tinggi sehingga kemungkinan dapat menarik konsumen. Sedangkan mie kemasan ditempatkan di rak kedua karena berada di posisi *eye level* konsumen, Penempatan ini dilakukan karena posisinya sejajar dengan pandangan konsumen yang memungkinkan mendorong pembelian *impulsive* karena cenderung lebih cepat dalam mengambil keputusan membeli

.

BAB VI
PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan di atas, maka didapatkan kesimpulan bahwa:

1. Analisis asosiasi yang terbentuk dengan nilai minimum *support* 0,2% dan nilai minimum *confidence* sebesar 30% menghasilkan 19 aturan asosiasi yang sama algoritma Apriori maupun FP Growth. Aturan yang dihasilkan dengan nilai *support* dan *confidence* tertinggi menunjukkan Gery Saluut Malkist dengan Nabati Wafer, Downy dengan Soklin Detergent, Indomie dengan Mie Sedaap dan Boncabe, Lifebuoy Shp dengan Soklin Detergent, Finna Sambal dengan Kobe Bumbu, dan Emeron Shp dengan Giv Bw yang menjadi dasar dalam penataan rak.
2. Penataan tata letak rak sebelumnya menempatkan produk Gery Saluut Malkist dengan Nabati Wafer pada posisi depan belakang, serta Indomie bersebelahan dengan biskuit. Pada tata letak usulan, dilakukan perubahan dengan memposisikan Gery Saluut Malkist bersebelahan dengan Nabati Wafer, sedangkan Indomie ditempatkan dekat dengan Boncabe yang sesuai dengan pola asosiasi yang dihasilkan dari algoritma FP-Growth.

6.2 Kelemahan

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan yang dapat dijadikan bahan pertimbangan bagi penelitian berikutnya. Penelitian ini dalam pengambilan jumlah data transaksi yang digunakan masih terbatas sehingga aturan asosiasi yang dihasilkan belum terlalu beragam. Selain itu, penelitian ini hanya menunjukkan hasil MBA untuk redesain planogram berdasarkan merek saja tanpa mempertimbangkan jumlah *facing* alokasi ruang rak yang optimal sesuai dengan penjualan tiap mereknya.

6.3 Saran

Saran yang dapat diberikan kepada pemilik ritel adalah:

1. Dapat menggunakan hasil MBA sebagai dasar penyusunan planogram, sehingga produk lebih sesuai dengan pola pembelian konsumen yang dapat meningkatkan kemungkinan peluang *cross selling*.

2. Dapat mempertimbangkan strategi display produk serta melakukan evaluasi tata letak produk secara berkala agar penempatan produk sesuai dengan tren pembeliannya.

DAFTAR PUSTAKA

Aldino, A. A., Pratiwi, E. D., Setiawansyah, Sintaro, S., & Dwi Putra, A. (2021). Comparison Of Market Basket Analysis To Determine Consumer Purchasing Patterns Using Fp-Growth And Apriori Algorithm. *2021 International Conference On Computer Science, Information Technology, And Electrical Engineering (ICOMITEE)*, 29–34.

Alfitra, D., M. Afdal, M. A., Fronita, M., & Saputra, E. (2024). Market Basket Analysis For Determine Goods Layout Using FP-Growth Algorithm. *SISTEMASI*, *13*(4), 1651.

Andy Hermawan, Bayu Wicaksono, Tigfhar Ahmadjayadi, Bagas Surya Prakasa, & Jasico Dacomoro Aruan. (2024). Implementasi Algoritma Apriori Pada Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Supermarket. *Algoritma : Jurnal Matematika, Ilmu Pengetahuan Alam, Kebumian Dan Angkasa*, *2*(5), 95– 105.

Aufarrizqi, A., Enri, U., & Umaidah, Y. (2024). Market Basket Analysis Untuk Optimalisasi Layout Mini Market Hugo Menggunakan Algoritma Apriori. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(4), 8014–8022.

Dianti, R. N., & Zeniarja, J. (2024). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Toserba Yusuf Semarang. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, *9*(2), 1013–1021.

Dwi Rahmadani, Anindia Jovita Br Ginting, Yulie Aisyah Binrany, Azahra Salwa Amani, & Ivo Selvia Agusti. (2025). Pengaruh Penataan Produk Terhadap Keputusan Pembelian Konsumen Di Alfamidi Jl.Tuasan. *MENAWAN : Jurnal Riset Dan Publikasi Ilmu Ekonomi*, *3*(3), 87–100.

Elquthb, J. N. (2024). *Designing Planograms For Retail Shelves: A Visual Merchandising Approach Using Apriori Algorithm And K-Means Clustering Of Customer Preferences*. *Journal Of Applied Data Sciences*, *6*(1), 86–100. Https://Doi.Org/10.47738/Jads.V6i1.375

Facey, M., Johnson, R., & Smith, A. (2024). *Visual Merchandising And Consumer Behavior In Modern Retail Environments. International Journal Of Retail Management*. 45– 62.

Fageeri, S. O., Kausar, M. A., & Soosaimanickam, A. (2023). MBA: Market Basket Analysis Using Frequent Pattern Mining Techniques. *International Journal On Recent And Innovation Trends In Computing And Communication*, *11*(5s), 15–21.

Gulo, F. E., Azhari, F. A., Setiawan, L., & Pratiwi, L. A. (2023). Penerapan Aturan Asosiasi Di Darvina Mart Untuk Menentukan Pola Pembelian Pelanggan. *Journal Of Industrial Innovation And Safety Engineering (JINSENG)*, *1*(2), 92–100.

Harahap, A., Perangin-Angin, A. L. R., Kumar, K., & Parsaoran, S. P. (2022). Analisis Penerapan Data Mining Dalam Penentuan Tata Letak Barang Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth. *Jurnal Teknik Informasi Dan Komputer (Tekinkom)*, *5*(2), 291.

Hartanto, N. H. F., & Aribowo, B. (2023). Perancangan Tata Letak Toko Ritel Berdasarkan Pola Belanja Konsumen Dengan Market Basket Analysis (Studi Kasus: Indomaret Sukatani). *JURNAL Al-AZHAR INDONESIA SERI SAINS DAN TEKNOLOGI*, *8*(2), 119. Https://Doi.Org/10.36722/Sst.V8i2.1375

Haryanto, R., Octavia, T., & Sugianto, R. (2018). *Pengaruh Peletakan Display Produk Berdasarkan Prinsip 5R Dan Planogram Terhadap Peningkatan Penjualan: Studi Kasus Pada Ritel X Di Lamongan*. *6*(2).

Hikmah, S., Yunani, A., & Hidayat, A. (2025). The Impact Of Planogram-Based Shelf Space Allocation On Retail Store Performance: A Balanced Scorecard Approach. *International Journal For Multidisciplinary Research*, *7*(3), 44283.

Khedkar, S. S., & Kumari, S. (2021). Market Basket Analysis Using A-Priori Algorithm And FP-Tree Algorithm. *2021 International Conference On Artificial Intelligence And Machine Vision (AIMV)*, 1–6. Https://Doi.Org/10.1109/AIMV53313.2021.9670981

Maulidiya, H., & Jananto, A. (2020). *Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp- Growth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako*.

Miftachuddin, A. A. A., & Cahyaningtyas, D. (2024). *Implementation Of Apriori And Fp- Growth Algorithms In Forming Association Patterns Based On Unwaha Cooperative Sales Transactions*.

Nasyuha, A. H., Jama, J., Abdullah, R., Syahra, Y., Azhar, Z., Hutagalung, J., & Hasugian, B. S. (2020). Frequent Pattern Growth Algorithm For Maximizing Display Items. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics And Control)*, *19*(2), 390. Https://Doi.Org/10.12928/Telkomnika.V19i2.16192

Panjaitan, M. I., Rajagukguk, D. M., Manalu, M. R., Karo-Karo, S., & Sihombing, M. J. T. (N.D.). *Penerapan Algoritma Apriori Untuk Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus: Program Studi Manajemen Informatika Dan Komputerisasi Akuntansi Universitas Imelda Medan)*.

Pratheesh, Mr. P. (2024). Influence Of Retail Store Planogram On Customer Purchase Behaviour. *African Journal Of Biomedical Research*, 858–864.

Priyanto, A. H., & Arifa, A. B. (2022). Implementation Of Market Basket Analysis With Apriori Algorithm In Minimarket. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, *3*(5), 1423–1429.

Purnomo, S., Pratiwi, H., & Sa'ad, M. I. (2023). *Analisis Pola Belanja Konsumen Untuk Menentukan Tata Letak Barang Menggunakan Market Basket Analysis Pada Toko Purnama*.

Rahmaddeni, R., Wulandari, D., Aziz, S., Adrianto, S., & Hidayatullah, R. (2025). *Data Mining: Algoritma Dan Implementasi Dengan Python Dan Rapid Miner*.

Rana, S., & Mondal, M. N. I. (2021). Seasonal And Multilevel Association Based Approach For Market Basket Analysis In Retail Supermarket. *European Journal Of Information Technologies And Computer Science*, *1*(4), 9–15.

Rustam, C., Defit, S., & Nurcahyo, G. W. (2024). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth Dalam Analisis Data Penjualan. *Jurnal KomtekInfo*, 205–212. https://doi.org/10.35134/komtekinfo.v11i4.547

Sibarani, A. J. P. (2020). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, *7*(2), 262–276. Https://Doi.Org/10.35957/Jatisi.V7i2.195

Susanto, S. J. (2022). *Pengaruh Lokasi, Penataan Produk, Dan Atribut Toko Terhadap Keputusan Pembelian Konsumen (Studi Kasus Di Indomaret Modernland CR30 Kota Tangerang)*.

Tang, K.-T., Sun, Y., Lee, P.-H., & Huang, Q. (2020). Apply Apriori Algorithm In Supermarket Layout Research. *2020 International Conference On Modern Education And Information Management (ICMEIM)*, 521–524. Https://Doi.Org/10.1109/ICMEIM51375.2020.00122

Umar, E., Manongga, D., & Iriani, A. (2022). Market Basket Analysis Menggunakan Association Rule Dan Algoritma Apriori Pada Produk Penjualan Mitra Swalayan Salatiga. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, *6*(3), 1367. Https://Doi.Org/10.30865/Mib.V6i3.4217

Widodo, I. D., Ulfah, H., & Anggraeni, K. N. (2021). Redesign Super Market Layout Analysis Based On Hidden Customer Purchase Behaviour. *2021 IEEE 8th International Conference On Industrial Engineering And Applications (ICIEA)*, 261–264.

Wijaya, H. R., Khairil, K., & Lianda, D. (2025). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dalam Menentukan Persediaan Barang. *Digital Transformation Technology*, *5*(1), 427–433. https://doi.org/10.47709/digitech.v5i1.6381

Winarti, D., Kom, M., Revita, E., & Kom, M. (2021). *Penerapan Data Mining Untuk Analisa Tingkat Kriminalitas Dengan Algoritma Association Rule Metode FP- Growth*. *4*(3).

Yanti, R., Sari, A. D., Ningtyas, A. G. P., & Jaafar, H. S. (N.D.). *Design Planogram For The Priority Shelf Based On Customer Behavior By Applying The Merchandising Decision Model♣*.

LAMPIRAN

A-Data Transaksi



#NPJG202501300590

Toko : Toko Amnwalayan
Menyerang : 2 RAFLI
Petugas : Rafli
Tgl : Kamis, 30 Januari 2025, 20:11 WIB
Anggota : UMUM

Kode	Nama	Jan	Jumlah	Dsc	Sub
Nomor telepon 6885013133896	KUE GINGO ASCE KERUCUT	5.000	1	angka 0	5.000
0996980110129	GG SURYA 12 MERAH	25.000	1	angka 0	25.000
				Total	30.000
				Bayar	50.000
				Kembalian	20.000

Pembayaran	Bayar
Uang Tunai Amnwalayan	50.000



#NPJG202501300591

Toko : Toko Amnwalayan
Menyerang : 2 RAFLI
Petugas : Rafli
Tgl : Kamis, 30 Januari 2025, 20:12 WIB
Anggota : UMUM

Kode	Nama	Jan	Jumlah	Dsc	Sub
8886020001126	BWALLONI KAMPINI BUTER 150	20.000	1	angka 0	20.000
Nomor telepon 0996001401309	GEN LEMBUT SCT PARISIENNE TWIN 30	2.000	1	angka 0	2.000
Nomor telepon 0992745550310	PROLLIN PENGHILANG NODA WANGI FLORAL BLISS 25ML	1.000	1	angka 0	1.000
				Total	23.000
				Bayar	30.000
				Kembalian	5.000

Pembayaran	Bayar
Uang Tunai Amnwalayan	30.000



#NPJG202501300593

Toko : Toko Amnwalayan
Menyerang : 2 RAFLI
Petugas : Rafli
Tgl : Kamis, 30 Januari 2025, 20:16 WIB
Anggota : UMUM

Kode	Nama	Jan	Jumlah	Dsc	Sub
Nomor telepon 0995707001004	KERTAS KADO KOKI	2.000	1	angka 0	2.000
Nomor telepon 0995077600420	DK USAGI PUFF CARAMEL CEREAL 60GR	7.500	1	angka 0	7.500
Nomor telepon 0992084799833	SMAX CHICKY PEPPER KEJU 40	5.500	1	angka 0	5.500
Nomor telepon 0995102700010	MAMASUKA KUMPUT LAUT ORI 4.5 GR	8.500	1	angka 0	8.500
Nomor telepon 0995102794619	WAFFLE COKELAT HAZELNUT 25	2.000	2	angka 0	4.000
				Total	27.500
				Bayar	100.000
				Kembalian	72.500



#NPJG202501300596

Toko : Toko Amnwalayan
Menyerang : 2 RAFLI
Petugas : Rafli
Tgl : Kamis, 30 Januari 2025, 20:18 WIB
Anggota : UMUM

Kode	Nama	Jan	Jumlah	Dsc	Sub
nomor telepon 0998889013231	SUSU ULTRA COKELAT 250ML	6.500	1	angka 0	6.500
Nomor telepon 0896805353697	PIZZA ROMA APETITO 18,5GR	2.000	1	angka 0	2.000
Nomor telepon 0992773211507	ROLL WAFER COKELAT HITAM 27GR	2.000	1	angka 0	2.000
Nomor telepon 0992753102000	FRESIAN FLAG UHT COKELAT SUSU 115ML	3.500	1	angka 0	3.500
Nomor telepon 0895330971698	SOSIS SO NICE SPE 25 ECER	1.000	2	angka 0	2.000
				Total	16.000
				Bayar	20.000
				Kembalian	4.000

B-Pengolahan Data Apriori

```
#import library
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import time
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder

#read File Excel
df = pd.read_excel('DATA TRANSAKSI.xlsx')
df = df.dropna(subset=['Gabungan Item'])
df['Gabungan Item'] = df['Gabungan Item'].apply(lambda x: [i.strip() for i in x.split(',')])

#Create transaction list
transactions = df['Gabungan Item'].tolist()

#One hot encoding
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(transactions).transform(transactions)
df = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)
display(df.head())
```

```
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules
times_apriori = []
for i in range (5):
    start_apriori = time.time()
    frequent_itemsets_apriori = apriori(df, min_support=0.002, use_colnames=True)
    print(f"\nFrequent itemsets Apriori ditemukan: {len(frequent_itemsets_apriori)}")

    if not frequent_itemsets_apriori.empty:
        rules_apriori = association_rules(frequent_itemsets_apriori, metric="confidence", min_threshold=0.3)
        rules_apriori = rules_apriori[['antecedents', 'consequents', 'support', 'confidence', 'lift']]
    else:
        rules_apriori = pd.DataFrame()

    end_apriori = time.time()
    exec_time = end_apriori - start_apriori
    times_apriori.append(exec_time)

    print(f"Percobaan {i+1}: {exec_time:.4f} detik")

# Hanya tampilkan aturan
print("\n=== Aturan Apriori (contoh 20 aturan) ===")
display(rules_apriori.head(20))


avg_time_apriori = sum(times_apriori) / len(times_apriori)
print(f"\nRata-rata waktu eksekusi Apriori: {avg_time_apriori:.4f} detik")
```

```
# Calculate top_20 for Apriori
top_20 = frequent_itemsets_apriori.sort_values(by='support', ascending=False).head(20)

# Tambahkan kolom label untuk ditampilkan di grafik
top_20['itemsets_str'] = top_20['itemsets'].apply(lambda x: ', '.join(list(x)))

# Plot grafik
plt.figure(figsize=(10,6))
plt.barh(top_20['itemsets_str'], top_20['support'], color='steelblue')
plt.xlabel('Support')
plt.title('Top 20 Frequent Itemsets (Apriori)')
plt.gca().invert_yaxis()  # Supaya item support tertinggi di atas
plt.tight_layout()
plt.show()
```

C-Pengolahan Data FP-Growth

```
#import library
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import time
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder

#read File Excel
df = pd.read_excel('DATA TRANSAKSI.xlsx')
df = df.dropna(subset=['Gabungan Item'])
df['Gabungan Item'] = df['Gabungan Item'].apply(lambda x: [i.strip() for i in x.split(',')])

#Create transaction list
transactions = df['Gabungan Item'].tolist()

#One hot encoding
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(transactions).transform(transactions)
df = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)
display(df.head())
```

```
from mlxtend.frequent_patterns import fpgrowth, association_rules
times_fpgrowth = []
for i in range (5):
    start_fpgrowth = time.time()
    frequent_itemsets_fpgrowth = fpgrowth(df, min_support=0.002, use_colnames=True)
    print(f"\nFrequent itemsets fpgrowth ditemukan: {len(frequent_itemsets_fpgrowth)}")

    if not frequent_itemsets_fpgrowth.empty:
        rules_fpgrowth = association_rules(frequent_itemsets_fpgrowth, metric="confidence", min_threshold=0.3)
        rules_fpgrowth = rules_fpgrowth[['antecedents', 'consequents','support', 'confidence', 'lift']]
    else:
        rules_fpgrowth = pd.DataFrame()

    end_fpgrowth = time.time()
    exec_time = end_fpgrowth - start_fpgrowth
    times_fpgrowth.append(exec_time)

    print(f"Percobaan {i+1}: {exec_time:.4f} detik")

# Hanya tampilkan aturan 1x
print("\n=== Aturan FP Growth (contoh 20 aturan) ===")
display(rules_fpgrowth.head(20))

avg_time_fpgrowth = sum(times_fpgrowth) / len(times_fpgrowth)
print(f"\nRata-rata waktu eksekusi FP-Growth: {avg_time_fpgrowth:.4f} detik")
```

```
# Ambil 20 itemset dengan support tertinggi
top_20 = frequent_itemsets_fpgrowth.sort_values(by='support', ascending=False).head(20)

# Gabungkan itemset ke dalam string agar bisa ditampilkan di grafik
top_20['itemsets_str'] = top_20['itemsets'].apply(lambda x: ', '.join(list(x)))

# Plot grafik
plt.figure(figsize=(10,6))
plt.barh(top_20['itemsets_str'], top_20['support'], color='steelblue')
plt.xlabel('Support')
plt.title('Top 20 Frequent Itemsets (FP-Growth)')
plt.gca().invert_yaxis()  # supaya urutan tertinggi di atas
plt.tight_layout()
plt.show()
```

D-Kondisi Rak AMS





E-Dokumentasi Penelitian

