

PROPOSAL MATA KULIAH KNOWLEDGE MANAGEMENT

Sistem Manajemen Pengetahuan untuk Optimalisasi Rekomendasi Produk dan Strategi Bundling melalui Penerapan Algoritma Apriori pada Dataset Online Retail

II

(Studi Kasus: PT. Ritel Gemilang)



Andreas Justin / C14230093
Joseph Evan Tanujaya / C14230096
Yonatan Aprillio / C14230204

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
UNIVERSITAS KRISTEN PETRA SURABAYA**

BAB 1 : LATAR BELAKANG

1.1. Konteks Klien: Narasi E-commerce "PT. Ritel Gemilang"

PT. Ritel Gemilang merupakan sebuah perusahaan *e-commerce* (perdagangan elektronik) skala menengah yang beroperasi di Indonesia. Fokus utama perusahaan adalah penjualan produk-produk hadiah unik untuk berbagai kesempatan (*unique all-occasion gift-ware*), sebuah segmentasi pasar yang sejalan dengan karakteristik produk dalam dataset Online Retail II. Sejak pendiriannya, PT. Ritel Gemilang telah mengalami pertumbuhan awal yang menjanjikan, namun dalam beberapa periode terakhir, perusahaan menghadapi tantangan signifikan dalam upaya meningkatkan skala operasional pemasaran dan personalisasi pengalaman pelanggan. Operasional bisnis perusahaan mayoritas berlangsung secara daring, melayani basis pelanggan yang beragam, termasuk di antaranya adalah para pedagang grosir. Meskipun data transaksi terkumpul secara kontinu, pemahaman mendalam mengenai perilaku pembelian pelanggan masih terbatas.

Beberapa tantangan utama yang dihadapi PT. Ritel Gemilang meliputi:

- **Stagnasi Tingkat Konversi (Conversion Rates):** Meskipun volume trafik pengunjung situs web cukup tinggi, persentase pengunjung yang berhasil menyelesaikan transaksi pembelian tidak menunjukkan peningkatan yang diharapkan. Fenomena ini mengindikasikan potensi masalah dalam proses penemuan produk oleh pelanggan atau kurang relevannya penawaran yang disajikan. Analisis terhadap berbagai studi kasus optimasi tingkat konversi menunjukkan bahwa personalisasi dan relevansi penawaran adalah faktor krusial.
- **Rendahnya Nilai Pesanan Rata-rata (Average Order Value - AOV):** Terdapat kecenderungan pelanggan untuk membeli produk secara individual daripada beberapa item sekaligus. Hal ini mengisyaratkan adanya peluang yang terlewatkan dalam strategi penjualan silang (*cross-selling*) atau perancangan paket produk (*bundling*) yang efektif.
- **Tingkat Retensi Pelanggan yang Suboptimal:** Perusahaan mengalami kesulitan dalam mendorong pembelian berulang dari pelanggan yang sudah ada. Kondisi ini kemungkinan disebabkan oleh strategi pemasaran yang bersifat generik dan minimnya interaksi yang dipersonalisasi, sehingga pelanggan tidak merasa bahwa platform memahami kebutuhan spesifik mereka. Upaya retensi pelanggan yang efektif seringkali bergantung pada kemampuan untuk menawarkan pengalaman yang disesuaikan.
- **Manajemen Inventaris yang Tidak Efisien untuk Produk Bundel:** Keputusan mengenai produk mana yang akan digabungkan dalam satu paket seringkali didasarkan pada intuisi atau tren pasar yang bersifat umum, bukan analisis data historis yang mendalam. Akibatnya, terjadi penumpukan stok untuk bundel yang kurang diminati atau, sebaliknya, kekurangan stok untuk produk komplementer yang sebenarnya populer dibeli bersama. Pendekatan berbasis data dalam manajemen inventaris, khususnya untuk produk bundel, dapat mengurangi risiko ini.

Berbagai tantangan yang dihadapi oleh PT. Ritel Gemilang—mulai dari stagnasi tingkat

konversi, rendahnya AOV, tingkat retensi pelanggan yang kurang memuaskan, hingga inefisiensi dalam strategi *bundling*—pada hakikatnya bukanlah isu-isu yang berdiri sendiri. Sebaliknya, permasalahan-permasalahan tersebut seringkali merupakan gejala yang saling terkait dari sebuah akar masalah yang lebih fundamental: kurangnya pemahaman sistematis dan mendalam mengenai pola perilaku pembelian pelanggan. Rendahnya tingkat konversi, misalnya, dapat disebabkan oleh rekomendasi produk yang tidak relevan atau tidak adanya penawaran bundel yang menarik bagi pelanggan. Nilai pesanan rata-rata yang rendah merupakan konsekuensi langsung dari ketidakefektifan strategi penjualan silang dan *bundling*, yang bersumber dari ketidaktahuan mengenai produk-produk mana saja yang secara alami sering dibeli bersamaan oleh pelanggan. Lebih lanjut, tingkat retensi pelanggan yang buruk dapat diperparah oleh pengalaman berbelanja yang tidak dipersonalisasi; apabila pelanggan merasa platform tidak memahami kebutuhan mereka—misalnya, melalui penawaran lanjutan atau bundel produk yang relevan—maka kecenderungan mereka untuk kembali bertransaksi akan menurun. Demikian pula, inefisiensi dalam manajemen inventaris untuk produk bundel adalah akibat dari pengambilan keputusan *bundling* tanpa didasari oleh bukti data mengenai pola pembelian bersama. Oleh karena itu, sebuah solusi yang mampu mengatasi akar permasalahan ini—yakni dengan menggali dan memahami pola pembelian—berpotensi memberikan dampak positif yang berantai terhadap keseluruhan indikator kinerja bisnis tersebut. Implementasi Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS) yang berfokus pada ekstraksi dan aplikasi pengetahuan mengenai asosiasi produk dapat secara simultan menjawab berbagai tantangan bisnis ini, menawarkan perbaikan holistik ketimbang solusi parsial yang terfragmentasi.

1.2. Permasalahan Bisnis yang Membutuhkan Solusi KMS

Analisis lebih lanjut terhadap tantangan operasional PT. Ritel Gemilang menunjukkan bahwa inti permasalahan terletak pada defisiensi dalam manajemen pengetahuan. Beberapa manifestasi dari defisiensi ini antara lain:

- **Minimnya Wawasan Mendalam Mengenai Pola Pembelian Pelanggan:** PT. Ritel Gemilang memang mengumpulkan data transaksi dalam volume besar, namun belum memiliki mekanisme atau sistem yang mampu menganalisis data tersebut secara sistematis untuk mengungkap asosiasi tersembunyi antar produk atau mengidentifikasi segmen pelanggan berdasarkan perilaku pembelian mereka. Ini merupakan sebuah problem klasik dalam penemuan pengetahuan (*knowledge discovery*).
- **Personalisasi yang Tidak Efektif:** Tanpa pemahaman yang kuat mengenai pola pembelian bersama (*co-purchase patterns*), upaya personalisasi—baik dalam bentuk rekomendasi produk maupun promosi yang ditargetkan—cenderung bersifat generik dan kurang memberikan dampak signifikan terhadap keputusan pembelian pelanggan.
- **Strategi Product Bundling yang Suboptimal:** Pembentukan paket produk (*bundling*) seringkali dilakukan secara *ad-hoc*, tanpa didukung oleh bukti data yang kuat mengenai produk-produk mana saja yang secara alami bersifat komplementer di mata pelanggan. Hal ini mengakibatkan rendahnya minat terhadap bundel yang ditawarkan atau melewatkannya peluang untuk menciptakan kombinasi produk yang lebih menarik.

- **Pemasaran yang Bersifat Reaktif, Bukan Proaktif:** Kampanye pemasaran yang dijalankan belum mampu memanfaatkan afinitas produk secara optimal untuk mempromosikan item-item terkait atau paket bundel kepada kelompok pelanggan yang spesifik. Akibatnya, upaya pemasaran menjadi kurang terarah dan efisien.

Tim pemasaran di PT. Ritel Gemilang mungkin memiliki pengetahuan tasit tertentu—berupa firasat, pengalaman, atau bukti anekdot—mengenai produk-produk yang cenderung laku jika dijual bersamaan.²⁸ Pengetahuan semacam ini, meskipun berharga, seringkali bersifat subjektif dan sulit untuk diverifikasi atau diskalakan. Dataset Online Retail II, di sisi lain, merepresentasikan volume data transaksi mentah yang sangat besar.⁴ Algoritma Apriori memiliki kemampuan untuk mentransformasi data mentah ini menjadi pengetahuan eksplisit berupa aturan-aturan asosiasi yang terukur.¹⁹ Sebuah Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS) menyediakan kerangka kerja yang dibutuhkan untuk mengelola aturan-aturan eksplisit ini secara sistematis.²⁸ Tanpa adanya proses transformasi data menjadi pengetahuan eksplisit dan sistem pengelolaan yang terstruktur, PT. Ritel Gemilang akan terus bergantung pada pengetahuan tacit yang tidak konsisten dan bersifat individual dalam mengambil keputusan-keputusan krusial seperti perancangan strategi *bundling* dan rekomendasi produk. KMS yang diusulkan dalam penelitian ini tidak hanya bertujuan untuk melakukan analisis data, melainkan juga untuk memformalkan dan memanfaatkan pengetahuan organisasional kolektif yang berasal dari data, menjembatani kesenjangan antara data mentah dan strategi bisnis yang dapat ditindaklanjuti, serta mendorong pergeseran dari ketergantungan pada intuisi individual menuju pengambilan keputusan berbasis bukti.

1.3. Justifikasi Kebutuhan KMS dan Kontribusi Penelitian

Implementasi Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS) yang memanfaatkan algoritma Apriori pada dataset Online Retail II diyakini akan menyediakan PT. Ritel Gemilang pengetahuan yang dapat ditindaklanjuti (*actionable knowledge*), yang berpotensi memberikan dampak positif signifikan pada berbagai aspek bisnis:

- **Peningkatan Kualitas Rekomendasi Produk:** KMS akan memungkinkan sistem untuk secara langsung menyarankan produk-produk yang sering dibeli bersama, berdasarkan aturan asosiasi yang kuat. Hal ini tidak hanya meningkatkan pengalaman berbelanja pelanggan tetapi juga berpotensi meningkatkan tingkat konversi.
- **Strategi Bundling Berbasis Data:** Perusahaan dapat merancang paket produk yang lebih menarik dan relevan bagi pelanggan dengan mendasarkan keputusan pada aturan asosiasi yang memiliki nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang tinggi. Strategi ini diharapkan dapat meningkatkan nilai pesanan rata-rata (AOV).
- **Pemahaman Pelanggan yang Lebih Mendalam:** Analisis pola pembelian akan menghasilkan wawasan yang lebih kaya mengenai kebiasaan dan preferensi pelanggan. Pengetahuan ini dapat dimanfaatkan untuk merancang kampanye pemasaran yang lebih tertarget dan personal, sehingga berpotensi meningkatkan loyalitas dan retensi pelanggan.
- **Optimalisasi Inventaris untuk Produk Bundel:** Dengan pemahaman yang lebih baik mengenai produk-produk yang sering dibeli bersama, perusahaan dapat melakukan

peramalan permintaan yang lebih akurat untuk item-item yang menjadi bagian dari bundel populer. Hal ini akan membantu mengurangi pemborosan akibat stok berlebih dan menghindari kehilangan penjualan akibat kehabisan stok.

Meskipun algoritma Apriori dikenal memiliki tantangan skalabilitas ketika dihadapkan pada dataset dengan volume yang ekstrem, penting untuk dipahami bahwa *wawasan* (pengetahuan) yang dihasilkannya, ketika dikelola secara efektif oleh sebuah KMS, dapat menjadi sangat scalable dalam konteks aplikasi bisnis, terutama untuk perusahaan skala menengah seperti PT. Ritel Gemilang. Dataset Online Retail II, meskipun besar dengan 1.067.371 transaksi, masih berada dalam batas yang dapat dikelola oleh implementasi Apriori yang dirancang dengan baik, khususnya jika proses penambangan aturan dijalankan secara periodik (misalnya, mingguan atau bulanan) untuk pembaruan, bukan secara *real-time* untuk setiap transaksi. Setelah aturan-aturan asosiasi yang kuat berhasil diidentifikasi dan disimpan dalam repositori pengetahuan KMS (sebagaimana akan diuraikan dalam Bab 2.4), proses aplikasi aturan-aturan ini untuk menghasilkan rekomendasi atau keputusan *bundling* pada titik interaksi dengan pelanggan dapat menjadi jauh lebih ringan secara komputasional dibandingkan dengan menjalankan ulang keseluruhan algoritma penambangan secara *real-time*. KMS dalam hal ini berfungsi sebagai mekanisme untuk mendemokratisasi dan mengoperasionalkan wawasan yang berasal dari data tersebut, memfasilitasi diseminasi dan aplikasi pengetahuan ke berbagai titik sentuh pelanggan (misalnya, tampilan produk di situs web, konten email pemasaran). Dengan demikian, meskipun proses generasi pengetahuan (penambangan Apriori) mungkin merupakan proses *batch*, aplikasi pengetahuan yang dihasilkannya dapat bersifat mendekati *real-time* dan mampu mengakomodasi peningkatan volume interaksi pelanggan seiring pertumbuhan bisnis. Proposal ini, seraya mengakui batasan inheren Apriori, akan menekankan bagaimana arsitektur KMS yang diusulkan dapat memitigasi sebagian dari tantangan ini untuk aplikasi praktis di PT. Ritel Gemilang, dengan fokus utama pada nilai strategis dari pengetahuan yang dihasilkan.

Kontribusi Penelitian:

Proposal penelitian ini bertujuan untuk merancang sebuah model Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS) yang spesifik dan aplikatif untuk perusahaan e-commerce skala menengah di Indonesia, dengan fokus utama pada pemanfaatan algoritma Apriori untuk optimalisasi rekomendasi produk dan strategi bundling. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan sebuah kerangka kerja praktis serta studi kasus implementasi (berbasis simulasi menggunakan dataset Online Retail II) yang potensial untuk diadaptasi oleh Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) di sektor e-commerce yang menghadapi tantangan serupa. Lebih lanjut, penelitian ini akan melakukan eksplorasi mendalam mengenai interpretasi metrik-metrik kunci algoritma Apriori (seperti support, confidence, dan lift) dalam konteks pengambilan keputusan bisnis strategis di ranah ritel daring. Kontribusi lainnya adalah penekanan pada bagaimana KMS dapat mentransformasi data transaksi mentah menjadi aset pengetahuan yang dinamis dan dapat ditindaklanjuti, mendukung budaya pengambilan keputusan berbasis data di dalam organisasi. Untuk memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai pemetaan antara tantangan bisnis yang dihadapi PT. Ritel Gemilang dengan solusi potensial yang ditawarkan oleh KMS, berikut

disajikan tabel justifikasi:

Tabel 1.1: Identifikasi Tantangan Bisnis PT. Ritel Gemilang dan Potensi Solusi melalui KMS

Tantangan Bisnis	Deskripsi Permasalahan	Akar Masalah Terkait Pengetahuan	Solusi Potensial via KMS	KPI Terdampak Utama
Tingkat Konversi Rendah	Persentase pengunjung yang melakukan pembelian masih rendah meskipun trafik tinggi.	Kurangnya pemahaman pola pembelian untuk rekomendasi yang relevan.	Rekomendasi produk yang dipersonalisasi berdasarkan aturan asosiasi Apriori (misalnya, "Pelanggan yang membeli X juga membeli Y").	Tingkat Konversi, Penjualan
Nilai Pesanan Rata-rata (AOV) Rendah	Pelanggan cenderung membeli satu atau sedikit item per transaksi.	Tidak adanya strategi <i>bundling</i> yang efektif berbasis data.	Perancangan paket bundel produk yang menarik berdasarkan itemset yang sering muncul bersama (frequent itemsets).	Nilai Pesanan Rata-rata (AOV), Unit per Transaksi
Retensi Pelanggan Suboptimal	Kesulitan dalam mendorong pelanggan untuk melakukan pembelian berulang.	Penawaran dan komunikasi yang generik, kurang personal.	Pemasaran bertarget berdasarkan preferensi produk yang teridentifikasi dari pola pembelian untuk	Tingkat Retensi Pelanggan, Customer Lifetime Value (CLV)

			penawaran relevan.	
Inefisiensi Inventaris Bundel	Keputusan <i>bundling</i> tidak berbasis data, menyebabkan kelebihan atau kekurangan stok pada item-item tertentu dalam bundel.	Kurangnya prediksi produk komplementer yang akurat.	Optimalisasi perkiraan kebutuhan stok untuk item-item yang sering dibeli bersama sebagai bagian dari bundel populer.	Biaya Inventaris, Tingkat Kehabisan Stok (Stockout Rate)
Pemasaran Kurang Tertarget	Kampanye pemasaran belum optimal dalam menjangkau segmen pelanggan yang tepat dengan penawaran produk yang sesuai.	Keterbatasan wawasan mengenai afinitas produk antar segmen pelanggan.	Segmentasi pelanggan berdasarkan pola pembelian untuk kampanye pemasaran yang lebih spesifik dan efektif.	Return on Marketing Investment (ROMI), Tingkat Respons Kampanye

Tabel 1.1 di atas secara ringkas memetakan permasalahan inti yang dihadapi oleh PT. Ritel Gemilang dengan solusi konkret yang dapat ditawarkan melalui implementasi KMS berbasis Apriori. Pemetaan ini juga mengidentifikasi Indikator Kinerja Utama (KPI) yang diharapkan akan membaik sebagai hasil dari implementasi sistem tersebut, memberikan justifikasi yang kuat akan pentingnya proyek penelitian ini.

Bab 2: Desain Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS) yang Diusulkan

Bab ini akan menguraikan secara komprehensif rancangan Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS) yang diusulkan untuk PT. Ritel Gemilang. Rancangan ini berfokus pada pemanfaatan dataset Online Retail II dan algoritma Apriori untuk menghasilkan pengetahuan yang dapat diaplikasikan dalam strategi rekomendasi produk dan *bundling*.

2.1. Arsitektur Umum KMS

Arsitektur KMS yang diusulkan mengadopsi model klasik yang telah teruji dalam berbagai implementasi sistem manajemen pengetahuan, yang terdiri dari empat proses utama yang saling terkait:

1. **Akuisisi Pengetahuan (*Knowledge Acquisition*):** Tahap ini berfokus pada proses ekstraksi dan perolehan pengetahuan. Dalam konteks penelitian ini, akuisisi pengetahuan primer akan dilakukan dengan menganalisis dataset Online Retail II menggunakan algoritma Apriori. Proses ini mencakup pengumpulan data transaksi historis, pra-pemrosesan data untuk memastikan kualitas dan kesesuaiannya, serta penambangan pola-pola asosiasi antar produk.²⁸
2. **Penyimpanan Pengetahuan (*Knowledge Storage*):** Setelah pengetahuan berhasil diekstraksi dalam bentuk aturan-aturan asosiasi, tahap selanjutnya adalah penyimpanan pengetahuan tersebut secara terstruktur. Akan dirancang sebuah repositori khusus untuk menyimpan aturan-aturan yang dihasilkan oleh algoritma Apriori, lengkap dengan metrik-metrik evaluasinya (seperti *support*, *confidence*, dan *lift*) serta metadata relevan lainnya, misalnya tanggal generasi aturan dan segmen produk atau pelanggan jika analisis tersegmentasi dilakukan.
3. **Diseminasi Pengetahuan (*Knowledge Dissemination*):** Pengetahuan yang telah tersimpan perlu didiseminasikan atau disalurkan kepada pihak-pihak yang membutuhkan. Dalam sistem ini, diseminasi dapat berupa penyaluran aturan-aturan asosiasi ke modul aplikasi lain (misalnya, mesin rekomendasi pada platform *e-commerce* PT. Ritel Gemilang) atau penyajian informasi dalam format yang mudah dipahami oleh pengguna bisnis (misalnya, manajer pemasaran atau produk melalui *dashboard* analitik).
4. **Aplikasi Pengetahuan (*Knowledge Application*):** Tahap ini merupakan manifestasi praktis dari pengetahuan yang telah dikelola. Aturan-aturan asosiasi akan diaplikasikan secara konkret untuk memberikan rekomendasi produk kepada pelanggan secara *real-time* atau mendekati *real-time* selama sesi belanja mereka, serta menjadi dasar dalam merancang dan mengevaluasi strategi *bundling* produk yang lebih efektif dan berbasis data.²⁶

Arsitektur KMS ini akan divisualisasikan sebagai sebuah sistem berlapis (*layered system*). Lapisan terbawah adalah **Lapisan Data**, yang terdiri dari dataset Online Retail II sebagai sumber utama informasi. Di atasnya terdapat **Lapisan Analisis**, di mana algoritma Apriori beroperasi untuk melakukan penambangan pola dan generasi aturan. Selanjutnya adalah **Lapisan Penyimpanan Pengetahuan**, yang berupa repositori aturan asosiasi. Lapisan teratas

adalah **Lapisan Aplikasi**, di mana pengetahuan yang tersimpan diakses dan digunakan oleh modul rekomendasi produk dan perancangan strategi *bundling* yang terintegrasi dengan platform *e-commerce* PT. Ritel Gemilang. Interaksi dan aliran data/pengetahuan antar lapisan ini akan didefinisikan secara jelas untuk memastikan koherensi sistem.

Rancangan arsitektur KMS yang diusulkan ini tidak hanya berfungsi sebagai sebuah repositori pasif untuk menyimpan informasi, melainkan sebagai sebuah sistem yang aktif dan dinamis dalam mengorkestrasi keseluruhan alur proses, mulai dari pengolahan data mentah hingga dihasilkannya strategi bisnis yang dapat ditindaklanjuti. KMS ini berperan vital sebagai jembatan yang menghubungkan kapabilitas analitik dari algoritma Apriori dengan kebutuhan praktis platform *e-commerce* dalam meningkatkan pengalaman pelanggan dan kinerja penjualan. Data mentah yang terdapat dalam dataset Online Retail II ⁴ diolah oleh algoritma Apriori untuk menghasilkan aturan-aturan asosiasi, yang merupakan bentuk konkret dari pengetahuan.²⁴ KMS kemudian bertanggung jawab untuk menyimpan aturan-aturan ini secara terstruktur ²⁸ dan, yang lebih penting, memfasilitasi *aplikasi* pengetahuan tersebut dalam fungsi-fungsi *e-commerce* seperti sistem rekomendasi dan penentuan strategi *bundling*.¹⁹ Hal ini mengimplikasikan adanya antarmuka dan alur kerja yang terdefinisi dengan baik untuk proses pengambilan pengetahuan, interpretasi, dan integrasinya ke dalam fitur-fitur yang berhadapan langsung dengan pengguna atau ke dalam alat bantu pengambilan keputusan bisnis. Oleh karena itu, desain arsitektur harus memberikan penekanan khusus pada titik-titik integrasi dan alur kerja antara berbagai komponen KMS dengan sistem operasional platform *e-commerce* PT. Ritel Gemilang. Aspek ini krusial untuk memastikan bahwa "pengetahuan" yang dihasilkan tidak terisolasi dan benar-benar dimanfaatkan secara optimal.

2.2. Akuisisi Pengetahuan: Dataset Online Retail II dan Pra-pemrosesan

Sumber utama untuk akuisisi pengetahuan dalam KMS ini adalah dataset "Online Retail II" yang tersedia melalui UCI Machine Learning Repository. Dataset ini memiliki karakteristik yang relevan untuk analisis pola pembelian dalam konteks *e-commerce*.

- **Deskripsi Dataset Online Retail II:**

- **Sumber:** UCI Machine Learning Repository.
- **Karakteristik Utama:** Dataset ini mencatat transaksi ritel online yang terjadi selama dua periode waktu, mencakup total 1.067.371 instans atau baris data transaksi.⁴ Volume data yang cukup besar ini memberikan dasar yang kuat untuk analisis statistik dan penemuan pola yang signifikan.
- **Atribut Relevan untuk Analisis Apriori:** Dari berbagai atribut yang tersedia, beberapa di antaranya sangat relevan untuk penerapan algoritma Apriori:
 - **InvoiceNo:** Nomor faktur unik yang mengidentifikasi setiap transaksi. Atribut ini krusial untuk mengelompokkan item-item yang dibeli bersama dalam satu keranjang belanja.
 - **StockCode:** Kode unik untuk setiap produk atau item. Penggunaan StockCode lebih disarankan daripada Description untuk identifikasi item karena konsistensinya, meskipun Description dapat digunakan untuk interpretasi hasil.

- **Description:** Nama atau deskripsi produk. Meskipun berguna untuk memahami item, atribut ini mungkin memerlukan pembersihan tambahan karena potensi variasi penulisan atau inkonsistensi.
- **Quantity:** Jumlah unit produk yang dibeli dalam satu transaksi. Atribut ini memerlukan penanganan khusus, misalnya, hanya mempertimbangkan transaksi dengan kuantitas positif untuk menghindari data retur atau pembatalan parsial.⁵¹
- **CustomerID:** Nomor identifikasi unik untuk setiap pelanggan. Atribut ini bersifat opsional untuk analisis asosiasi produk secara umum, namun menjadi penting jika ingin dilakukan segmentasi pelanggan atau personalisasi yang lebih mendalam. Perlu dicatat bahwa atribut ini memiliki banyak nilai yang hilang (*missing values*) dalam dataset.⁴
- **Country:** Negara asal pelanggan. Atribut ini dapat dimanfaatkan untuk analisis perbandingan pola pembelian antar pasar atau negara, jika relevan dengan strategi bisnis PT. Ritel Gemilang.

● Tahapan Pra-pemrosesan Data:

Kualitas data input sangat menentukan kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan. Oleh karena itu, serangkaian langkah pra-pemrosesan data akan dilakukan secara cermat 4:

1. **Pembersihan Data (*Data Cleaning*):**

- **Penanganan Nilai Hilang (*Missing Values*):** Fokus utama adalah pada atribut CustomerID yang memiliki banyak nilai hilang.⁴ Jika tujuan utama adalah rekomendasi produk umum tanpa segmentasi pelanggan yang mendalam, transaksi dengan CustomerID yang hilang dapat tetap diikutsertakan dalam analisis. Namun, jika segmentasi pelanggan menjadi salah satu target, maka strategi penanganan nilai hilang (misalnya, penghapusan baris data atau imputasi jika metode yang valid dan reliabel dapat diterapkan) perlu dipertimbangkan dan didiskusikan justifikasinya. Untuk atribut lain seperti Description, jika ada StockCode tanpa Description, item tersebut mungkin perlu diinvestigasi atau diabaikan jika tidak dapat diidentifikasi.
- **Penghapusan Transaksi yang Dibatalkan:** Transaksi yang nomor fakturnya (InvoiceNo) diawali dengan karakter 'c' akan dihapus dari dataset, karena ini mengindikasikan transaksi yang dibatalkan dan tidak merefleksikan pembelian aktual.⁴
- **Validasi Kuantitas Produk:** Hanya transaksi dengan nilai Quantity yang positif (lebih besar dari nol) yang akan dipertimbangkan. Transaksi dengan kuantitas negatif, yang umumnya menandakan retur produk, akan dihapus untuk memastikan analisis hanya dilakukan pada item yang benar-benar dibeli.⁵¹
- **Penanganan Duplikasi Invoice:** Dataset akan diperiksa untuk kemungkinan adanya duplikasi nomor faktur. Jika ditemukan, duplikasi tersebut akan ditangani (misalnya, dengan menghapus entri yang berulang) untuk menjaga integritas data transaksi.⁵¹

2. **Transformasi Data (*Data Transformation*):**

- **Pembentukan Format Transaksional:** Data akan diubah ke dalam format transaksional yang sesuai untuk input algoritma Apriori. Setiap InvoiceNo yang

unik akan dianggap sebagai satu transaksi tunggal. Item-item yang termasuk dalam transaksi tersebut adalah semua StockCode (atau Description setelah pembersihan dan standardisasi) yang tercatat dalam faktur tersebut.⁴ Proses ini sering disebut sebagai pembuatan "keranjang belanja" (*basket*) per invoice.

- **Pemilihan Identifier Item:** Keputusan akan dibuat apakah akan menggunakan StockCode atau Description sebagai identifier unik untuk setiap item. StockCode umumnya lebih konsisten dan unik, sedangkan Description lebih mudah diinterpretasikan secara langsung namun berpotensi memiliki variasi penulisan yang dapat mengganggu analisis jika tidak distandarisasi dengan baik.⁴ Jika Description yang dipilih, langkah pembersihan dan normalisasi teks (misalnya, mengubah ke huruf kecil, menghilangkan spasi berlebih, standardisasi singkatan) akan menjadi sangat penting.

Kualitas aturan asosiasi yang nantinya dihasilkan oleh algoritma Apriori sangat bergantung pada ketelitian dan ketepatan langkah-langkah pra-pemrosesan data. Setiap keputusan yang diambil dalam tahap ini—misalnya, bagaimana menangani transaksi yang dibatalkan, nilai CustomerID yang hilang, atau inkonsistensi dalam deskripsi produk—akan secara langsung memengaruhi validitas, reliabilitas, dan interpretabilitas pengetahuan yang ditemukan. Jika transaksi yang dibatalkan tidak dihapus, hal ini dapat memasukkan *noise* atau menghasilkan asosiasi yang menyesatkan, misalnya, mengasosiasikan produk-produk yang sering dikembalikan bersama, bukan dibeli bersama. Demikian pula, jika deskripsi produk tidak konsisten untuk StockCode yang sama, penggunaan Description sebagai pengidentifikasi item dapat memecah analisis, memperlakukan produk yang sama seolah-olah item yang berbeda, sehingga melemahkan potensi penemuan pola yang sebenarnya ada. Penanganan kuantitas, seperti hanya mempertimbangkan item dengan Quantity > 0⁵¹, memastikan bahwa analisis hanya berfokus pada pembelian aktual. Oleh karena itu, proses pra-pemrosesan yang rigoros bukan sekadar langkah teknis, melainkan merupakan elemen fundamental untuk menjamin kepercayaan terhadap pengetahuan yang akan diperoleh dan dikelola oleh KMS untuk PT. Ritel Gemilang. Setiap langkah pra-pemrosesan akan didokumentasikan dengan justifikasi yang jelas, menjelaskan bagaimana langkah tersebut berkontribusi pada reliabilitas analisis Apriori dan kualitas pengetahuan yang dihasilkan.

2.3. Inti Pemrosesan Pengetahuan: Algoritma Apriori

Inti dari proses penemuan pengetahuan dalam KMS yang diusulkan adalah penerapan algoritma Apriori. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya yang telah terbukti dalam menemukan pola-pola asosiasi yang menarik dari data transaksional dalam skala besar, yang sangat relevan untuk konteks ritel online seperti PT. Ritel Gemilang.²⁴

- Prinsip Dasar Algoritma Apriori:

Algoritma Apriori bekerja dalam dua tahap utama 24:

1. **Generasi Itemset Frequent (*Frequent Itemset Generation*):** Tahap pertama adalah mengidentifikasi semua kombinasi item (itemset) yang sering muncul bersama dalam transaksi, melebihi ambang batas dukungan minimum (*minimum support*) yang telah

ditentukan. Proses ini bersifat iteratif, dimulai dari itemset tunggal (1-itemset), kemudian 2-itemset, dan seterusnya. Kekuatan utama Apriori terletak pada pemanfaatan "Prinsip Apriori", yang menyatakan bahwa "jika sebuah itemset adalah frequent, maka semua subset non-kosong dari itemset tersebut juga harus frequent". Sebaliknya, jika sebuah itemset ditemukan tidak frequent (infrequent), maka semua supersethnya juga pasti infrequent.³³ Prinsip ini memungkinkan pemangkasan (*pruning*) ruang pencarian kandidat itemset secara signifikan, sehingga meningkatkan efisiensi komputasi.

2. **Generasi Aturan Asosiasi (Rule Generation):** Setelah semua itemset frequent ditemukan, tahap kedua adalah mengekstrak aturan-aturan asosiasi yang signifikan dari itemset-itemset tersebut. Sebuah aturan asosiasi umumnya berbentuk $X \rightarrow Y$, di mana X adalah anteseden (*antecedent*) dan Y adalah konsekuen (*consequent*). Aturan yang diekstrak harus memenuhi ambang batas kepercayaan minimum (*minimum confidence*) yang telah ditetapkan.
- **Metrik Kunci dan Interpretasi Bisnisnya:**
Kekuatan dan relevansi aturan asosiasi yang dihasilkan oleh Apriori diukur menggunakan beberapa metrik utama:
 1. **Support (Dukungan):**
 - **Definisi:** Proporsi transaksi dalam dataset yang mengandung suatu itemset tertentu (X , atau $X \cup Y$ untuk aturan $X \rightarrow Y$).
 - **Formula:** $\text{Support}(X) = \frac{\text{Total transaksi}}{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } X}$.²⁴
 - **Interpretasi Bisnis:** Mengindikasikan popularitas atau frekuensi kemunculan suatu item atau kombinasi item. Nilai *support* yang tinggi menunjukkan bahwa item atau kombinasi item tersebut sering dibeli oleh pelanggan. Misalnya, jika $\text{Support}(\{\text{Roti, Selai}\}) = 0.1$, artinya 10% dari seluruh transaksi melibatkan pembelian roti dan selai secara bersamaan.
 2. **Confidence (Kepercayaan):**
 - **Definisi:** Ukuran probabilitas kondisional bahwa item Y akan dibeli, mengingat item X telah dibeli.
 - **Formula:** $\text{Confidence}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{Support}(X \cup Y)}{\text{Support}(X)}$ = Jumlah transaksi yang mengandung $X \cup Y$ / Jumlah transaksi yang mengandung X .²⁴
 - **Interpretasi Bisnis:** Menunjukkan seberapa kuat implikasi dari pembelian anteseden terhadap pembelian konsekuen. Nilai *confidence* yang tinggi (misalnya, 0.75 untuk $X \rightarrow Y$) berarti bahwa 75% pelanggan yang membeli X juga membeli Y . Ini adalah indikator kuat untuk rekomendasi produk.¹⁹
 3. **Lift (Daya Angkat):**
 - **Definisi:** Rasio antara *confidence* suatu aturan dengan *support* dari konsekuennya, atau seberapa sering X dan Y muncul bersama jika mereka independen secara statistik.
 - **Formula:**
 $\text{Lift}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{Confidence}(X \rightarrow Y)}{\text{Support}(Y)} = \frac{\text{Support}(X \cup Y)}{\text{Support}(X) \times \text{Support}(Y)}$.²⁴
 - **Interpretasi Bisnis:** Mengukur seberapa besar peningkatan kemungkinan pembelian Y ketika X dibeli, dibandingkan dengan kemungkinan Y dibeli secara

independen.

- $Lift=1$: Tidak ada asosiasi antara X dan Y (kejadian independen).
- $Lift>1$: Asosiasi positif; X dan Y lebih mungkin dibeli bersama daripada secara kebetulan. Semakin tinggi nilai *lift*, semakin kuat asosiasinya. Ini sangat berguna untuk menemukan pasangan produk yang benar-benar komplementer, bukan hanya karena kedua produk tersebut populer secara individual.²⁵
- $Lift<1$: Asosiasi negatif (substitusi); pembelian X mengurangi kemungkinan pembelian Y.

● **Langkah-langkah Implementasi Apriori (Disederhanakan):**

1. **Penentuan Ambang Batas:** Tentukan nilai ambang batas untuk *minimum support* (minsup) dan *minimum confidence* (minconf). Pemilihan nilai ini bersifat krusial dan akan sangat memengaruhi jumlah serta kualitas aturan yang dihasilkan.
2. **Iterasi 1 (Generasi 1-itemset Frequent):** Pindai dataset untuk menghitung *support* dari setiap item individual (1-itemset). Itemset yang memiliki *support* di bawah minsup akan dieliminasi. Himpunan 1-itemset yang lolos disebut L1.
3. **Iterasi k (Generasi k-itemset Frequent):**
 - **Tahap Penggabungan (Join Step):** Hasilkan himpunan kandidat k-itemset (Ck) dengan menggabungkan itemset-itemset frequent dari iterasi sebelumnya (Lk-1) yang memiliki k-2 item pertama yang sama.
 - **Tahap Pemangkasan (Prune Step):** Untuk setiap kandidat dalam Ck, periksa apakah semua (k-1)-subsetnya juga terdapat dalam Lk-1. Jika ada subset yang tidak frequent, maka kandidat tersebut juga tidak mungkin frequent dan dieliminasi (berdasarkan Prinsip Apriori).
 - Pindai dataset untuk menghitung *support* dari setiap kandidat yang tersisa dalam Ck. Kandidat yang memenuhi minsup akan membentuk himpunan k-itemset frequent (Lk).
 - Ulangi proses ini (untuk k=2,3,...) hingga tidak ada lagi itemset frequent baru yang dapat ditemukan (yaitu, Lk kosong).²⁴
4. **Generasi Aturan Asosiasi:** Dari setiap itemset frequent L yang telah ditemukan, hasilkan semua kemungkinan aturan asosiasi non-trivial $X \rightarrow (L-X)$. Untuk setiap aturan, hitung nilai *confidence*-nya. Hanya aturan yang memenuhi minconf yang akan disimpan sebagai aturan asosiasi yang valid dan menarik.

Pemilihan ambang batas *minimum support*, *minimum confidence*, dan juga interpretasi nilai *lift* bukanlah sekadar penyesuaian parameter teknis, melainkan sebuah keputusan strategis yang akan membentuk karakteristik pengetahuan yang ditemukan dan relevansinya terhadap masalah bisnis yang dihadapi PT. Ritel Gemilang. Jika ambang batas *support* ditetapkan terlalu rendah, sistem berpotensi menghasilkan volume aturan yang sangat besar, termasuk banyak aturan yang trivial atau melibatkan produk-produk yang sangat jarang terjual, sehingga menyulitkan interpretasi dan meningkatkan beban komputasional.³³ Sebaliknya, jika ambang batas *support* terlalu tinggi, sistem mungkin hanya akan menemukan asosiasi antar produk-produk *best-seller* dan melewatkan pola-pola pembelian yang menarik namun bersifat

lebih *niche* atau spesifik untuk segmen pelanggan tertentu. Mengingat PT. Ritel Gemilang menjual "produk hadiah unik untuk berbagai kesempatan" ⁴, beberapa produk unik ini mungkin secara individual memiliki *support* yang lebih rendah namun membentuk asosiasi yang kuat dan bernilai dalam segmen pasar tertentu.

Demikian pula dengan *minimum confidence*. Ambang batas yang tinggi akan menghasilkan aturan yang sangat reliabel, di mana kemunculan konsekuen sangat mungkin terjadi jika anteseden dibeli, yang sangat baik untuk rekomendasi yang akurat.¹⁹ Namun, beberapa aturan dengan *confidence* yang sedikit lebih rendah tetapi memiliki nilai *lift* yang tinggi mungkin tetap menarik karena mengindikasikan korelasi yang kuat dan tidak terduga, yang bisa jadi terlewat jika *confidence* diset terlalu kaku. Nilai *lift* menjadi krusial untuk menyaring aturan-aturan yang mungkin memiliki *support* dan *confidence* tinggi hanya karena item-item penyusunnya memang sangat populer secara individual, bukan karena adanya hubungan sinergis yang kuat di antara mereka.²⁵ Oleh karena itu, proposal ini harus membahas justifikasi pemilihan nilai ambang batas awal dan menyarankan sebuah metodologi untuk melakukan penyesuaian iteratif terhadap ambang batas tersebut. Proses penyesuaian ini idealnya didasarkan pada evaluasi kualitas dan *actionability* dari aturan-aturan yang dihasilkan, dan mungkin dapat dikaitkan dengan tujuan bisnis spesifik, seperti apakah fokusnya adalah untuk menemukan bundel produk *blockbuster* atau untuk menggali rekomendasi produk *niche*.

2.5. Aplikasi dan Diseminasi Pengetahuan: Rekomendasi Produk dan Strategi Bundling

Tahap aplikasi dan diseminasi pengetahuan adalah inti dari manfaat KMS bagi PT. Ritel Gemilang. Pengetahuan yang telah diekstraksi dan disimpan dalam bentuk aturan asosiasi akan digunakan secara praktis untuk meningkatkan pengalaman pelanggan dan mendorong penjualan melalui rekomendasi produk yang cerdas dan strategi *bundling* yang efektif.

- Mekanisme Penggunaan Aturan untuk Rekomendasi Produk:
Aturan asosiasi yang dihasilkan oleh Apriori akan menjadi dasar bagi sistem rekomendasi produk di platform e-commerce PT. Ritel Gemilang. Beberapa skenario penerapan yang umum meliputi:
 1. **"Pelanggan yang Membeli Produk Ini Juga Membeli Produk Berikut" (*Customers Who Bought This Item Also Bought*):** Ketika seorang pelanggan sedang melihat halaman detail suatu produk X (yang berperan sebagai anteseden dalam aturan), sistem dapat secara proaktif merekomendasikan produk Y (konsekuen) jika terdapat aturan asosiasi $X \rightarrow Y$ yang memiliki nilai *confidence* dan *lift* yang tinggi. Rekomendasi ini dapat ditampilkan di bagian bawah halaman produk atau sebagai *pop-up* yang tidak mengganggu.¹⁹
 2. **Pelengkap Isi Keranjang Belanja (*Shopping Cart Complements*):** Saat pelanggan menambahkan satu atau beberapa item ke dalam keranjang belanja mereka, sistem dapat menganalisis isi keranjang saat ini dan, berdasarkan aturan asosiasi yang relevan, menyarankan item-item pelengkap yang sering dibeli bersama dengan item-item yang sudah ada di keranjang. Misalnya, jika keranjang berisi {Produk A, Produk B}, dan terdapat aturan kuat $\{\text{Produk A, Produk B}\} \rightarrow \{\text{Produk C}\}$, maka Produk

C dapat direkomendasikan.

3. **Rekomendasi Berbasis Pembelian Sebelumnya (untuk Pelanggan yang Login):** Jika pelanggan telah *login* dan memiliki riwayat pembelian, aturan asosiasi dapat diterapkan pada item-item yang pernah dibeli pelanggan tersebut untuk menghasilkan rekomendasi produk baru yang mungkin menarik bagi mereka.

- Strategi Perancangan Paket Bundel (Product Bundling Strategies):

Pengetahuan mengenai produk-produk yang sering dibeli bersama adalah dasar yang sangat kuat untuk merancang strategi bundling yang efektif 23:

1. **Identifikasi Kandidat Bundel dari Frequent Itemsets:** Itemset yang memiliki nilai *support* tinggi (yaitu, *frequent itemsets*) menunjukkan kombinasi produk yang secara alami sering dibeli bersama oleh banyak pelanggan. Itemset ini merupakan kandidat utama untuk dijadikan paket bundel.
2. **Pembentukan Bundel dari Aturan Asosiasi Kuat:** Aturan asosiasi dengan bentuk $X,Y \rightarrow Z$ (atau anteseden dengan lebih dari satu item) yang memiliki *confidence* dan *lift* tinggi dapat digunakan untuk membentuk bundel yang terdiri dari $\{X,Y,Z\}$.
3. **Penawaran Diskon untuk Bundel:** Untuk meningkatkan daya tarik paket bundel, PT. Ritel Gemilang dapat menawarkan harga khusus atau diskon jika pelanggan membeli produk-produk tersebut sebagai satu kesatuan (bundel) dibandingkan membelinya secara terpisah. Hal ini dapat mendorong peningkatan AOV.¹⁹
4. **Contoh Aplikasi untuk PT. Ritel Gemilang:** Berdasarkan Tabel 2.2 (hipotetis), jika ditemukan bahwa "Kotak Kado Motif Batik" (SKU001) dan "Pita Satin Emas" (SKU002) sering dibeli bersama dengan "Kartu Ucapan Premium" (SKUXXX) (misalnya, aturan $\{SKU001, SKU002\} \rightarrow \{SKUXXX\}$ memiliki *support*, *confidence*, dan *lift* yang tinggi), maka PT. Ritel Gemilang dapat menciptakan sebuah produk bundel bernama "Paket Kado Eksklusif Batik" yang berisi ketiga item tersebut dengan harga yang sedikit lebih murah daripada total harga individualnya.

- Diseminasi Pengetahuan ke Pengguna Bisnis:

Selain aplikasi langsung dalam sistem rekomendasi, pengetahuan yang dihasilkan oleh KMS juga perlu didiseminasikan kepada pengguna bisnis internal, seperti manajer pemasaran, manajer produk, atau tim strategi, untuk mendukung pengambilan keputusan 30:

1. **Dashboard Interaktif:** Dapat dikembangkan sebuah *dashboard* analitik yang menampilkan visualisasi aturan-aturan asosiasi terkuat, tren produk yang sering dibeli bersama, identifikasi segmen pelanggan berdasarkan pola pembelian, dan potensi-potensi *bundling* yang teridentifikasi. *Dashboard* ini memungkinkan pengguna bisnis untuk mengeksplorasi data dan mendapatkan wawasan secara mandiri.⁵⁸
2. **Laporan Periodik:** Laporan berkala mengenai efektivitas strategi rekomendasi dan *bundling* yang telah diimplementasikan, termasuk metrik-metrik seperti tingkat klik-tayang (*click-through rate*) pada rekomendasi, tingkat konversi dari rekomendasi, dan penjualan bundel. Laporan ini membantu dalam mengevaluasi kinerja dan mengidentifikasi area untuk perbaikan.

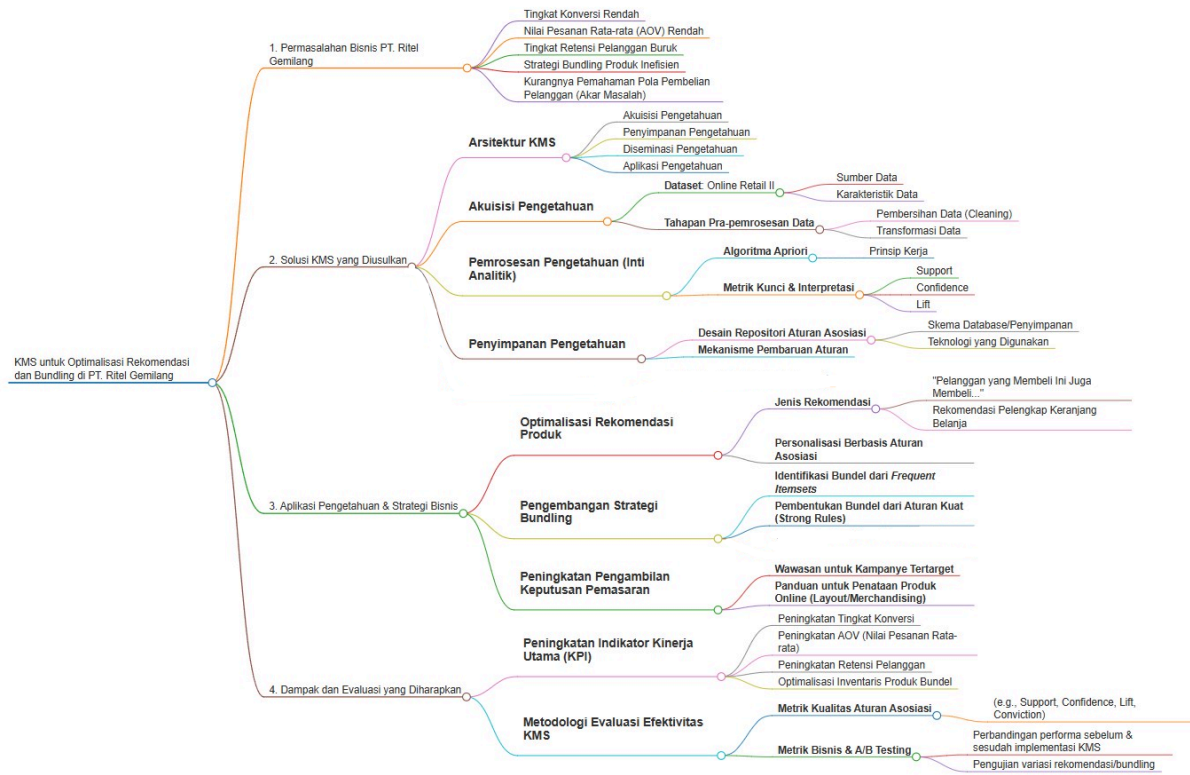
Pengetahuan yang diekstraksi dari algoritma Apriori dan dikelola oleh KMS menawarkan lebih

dari sekadar kemampuan untuk memberikan rekomendasi produk secara eksplisit atau merancang bundel yang telah ditentukan sebelumnya. Lebih jauh, pengetahuan ini dapat memberikan panduan implisit yang berharga untuk strategi pemasaran yang lebih luas. Misalnya, dalam hal pembuatan konten, tema kampanye, hingga penataan "etalase" digital pada situs *e-commerce*. Algoritma Apriori mampu mengungkap afinitas antar produk yang mungkin tidak terlihat secara kasat mata. Sebagai contoh, jika analisis menunjukkan bahwa "buku resep masakan tradisional Indonesia" dan "set bumbu dasar Nusantara" adalah dua item yang sering dibeli bersamaan, ini merupakan dasar eksplisit untuk rekomendasi atau *bundling*. Namun, wawasan implisit yang dapat ditarik adalah adanya segmen pelanggan yang memiliki minat khusus terhadap kegiatan memasak hidangan otentik Indonesia. Pengetahuan ini dapat menginspirasi tim pemasaran PT. Ritel Gemilang untuk mengembangkan konten blog, unggahan media sosial, atau bahkan video tutorial dengan tema "Cita Rasa Nusantara: Memasak Otentik di Rumah," yang secara alami menampilkan kedua produk tersebut. Lebih lanjut, halaman produk untuk salah satu item (misalnya, buku resep) dapat dirancang untuk secara menonjol menampilkan tautan atau elemen visual yang mengarahkan ke produk pasangannya (set bumbu dasar), meniru strategi penempatan produk yang cermat di toko fisik untuk mendorong pembelian impulsif atau komplementer.¹⁵ Dengan demikian, KMS yang diusulkan tidak hanya dirancang untuk menyuplai aturan ke mesin rekomendasi otomatis, tetapi juga untuk menyajikan wawasan ini dalam format yang mudah dipahami oleh manusia (melalui *dashboard* atau laporan). Hal ini memungkinkan tim pemasaran dan tim strategis lainnya di PT. Ritel Gemilang untuk memanfaatkan pengetahuan tersebut dalam pengambilan keputusan yang lebih luas, melampaui peningkatan penjualan jangka pendek, dan menuju pembentukan budaya pemasaran yang benar-benar digerakkan oleh data dan pengetahuan.

Bab 3: Visualisasi Sistem

Untuk memberikan pemahaman yang lebih komprehensif dan intuitif mengenai Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS) yang diusulkan untuk PT. Ritel Gemilang, bab ini akan menyajikan dua bentuk visualisasi utama: Peta Pikiran (*Mind Map*) yang menggambarkan alur naratif dan konseptual sistem, serta diagram *Business Process Model and Notation* (BPMN) yang merinci aspek-aspek prosedural dari KMS.

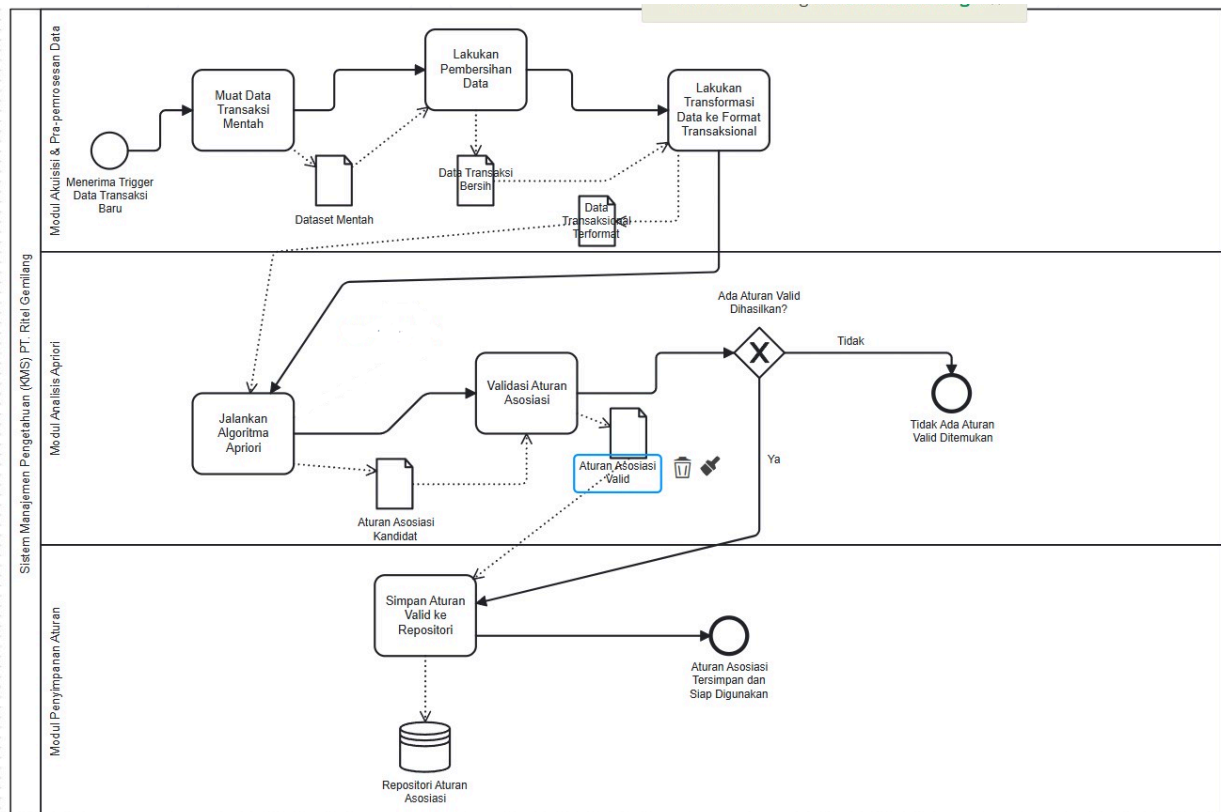
3.1. Peta Pikiran (Mind Map) untuk Alur Naratif dan Konseptual KMS



3.2. Diagram BPMN untuk Aspek Prosedural KMS

Untuk memodelkan alur kerja dan proses-proses kunci dalam KMS yang diusulkan, akan disajikan minimal dua diagram *Business Process Model and Notation* (BPMN) utama. BPMN dipilih karena kemampuannya dalam merepresentasikan proses bisnis secara standar dan mudah dipahami, serta dapat menunjukkan interaksi antar partisipan atau sistem.

- **Diagram 1: Proses Akuisisi Pengetahuan dan Generasi Aturan Asosiasi**



```

graph TD
    subgraph Platform_E-commerce_PT_Ritel_Gemilang [Platform E-commerce PT. Ritel Gemilang]
        A((Pelanggan Mengunjungi Halaman Produk / Menambah Item ke Keranjang)) --> B[Identifikasi Konteks Pelanggan]
        B --> C[Kirim Permintaan Rekomendasi ke KMS]
        D[Tampilkan Rekomendasi Produk kepada Pelanggan] --> E((Rekomendasi Produk Berhasil Ditampilkan))
    end

    subgraph Modul_Rekomendasi [Modul Rekomendasi (Bagian dari Platform E-commerce)]
        C --> F[Terima Daftar Rekomendasi dari KMS]
        F --> D
    end

    subgraph Sistem_Manajemen_Pengetahuan_KMS [Sistem Manajemen Pengetahuan (KMS)]
        G[Permintaan Rekomendasi] -.-> H[Terima Permintaan Rekomendasi]
        H --> I[Ambil Aturan Asosiasi Relevan dari Repositori]
        I --> J[Filter dan Peringkat Aturan/Produk]
        J --> K[Kirim Daftar Rekomendasi ke Platform E-commerce]
        L[Repositori Aturan Asosiasi] --> I
        M[Aturan Kandidat dari Repositori] --> I
        N[Daftar Produk Rekomendasi Terkurasi] --> K
    end

    B -.-> O[Konteks Permintaan]
    O -.-> C
    F -.-> P[Daftar Rekomendasi Final]
    P -.-> D
    K -.-> Q[Daftar Produk Rekomendasi]
    Q -.-> N
  
```

DAFTAR PUSTAKA

- *Online Retail II*. (Daqing Chen). UCI Machine Learning Repository. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://archive.ics.uci.edu/dataset/502/online+retail+ii>
- Firework. (Firework Staff). *Your Complete Guide on Average E-Commerce Conversion Rate For High-Ticket Sales [2025]*. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://www.firework.com/blog/average-e-commerce-conversion-rate-for-high-ticket-sales>
- *MARKET BASKET ANALYSIS FOR RETAIL OPTIMIZATION: "IDENTIFYING PRODUCT ASSOCIATIONS TO ENHANCE SALES STRATEGIES"*. (Tushar, Sharath Chandra Kumar Reddy, Shivam Kumar Taliyan). IRJMETS. Diakses pada 18 Mei 2025, dari https://www.irjmets.com/uploadedfiles/paper//issue_4_april_2025/71801/final/fin_irjmets1743969844.pdf
- *Product bundling and substitution recommendation system: Facilitating marketing improvement strategy of retail business*. (Ellysa Tjandra, Liliana). ResearchGate. Diakses pada 18 Mei 2025, dari https://www.researchgate.net/publication/390634591_Product_bundling_and_substitution_recommendation_system_Facilitating_marketing_improvement_strategy_of_retail_business
- *E-Commerce Market Basket Analysis using Apriori Algorithm*. (Khushi Gupta, Kashyapi Shah, Ameya A. Kadam). SciSpace. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://scispace.com/pdf/e-commerce-market-basket-analysis-using-apriori-algorithm-2zkyt71g8b.pdf>
- Tutorialspoint. (n.d.). *Knowledge Management Tools*. Diakses pada 18 Mei 2025, dari https://www.tutorialspoint.com/knowledge_management/knowledge_management_tools.htm
- *Scalable and Efficient Improved Apriori Algorithm*. (Miss. Nutan Dhande, Prof. Sheetal Dhande). IJIRCCE. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://ijircce.com/admin/main/storage/app/pdf/yjZV5U143uTgwetX0yv6a1A1VI9tIqjIac8tYGUE.pdf>
- IBM. (Joshua Noble). *What is the Apriori algorithm?*. Diakses pada 18 Mei 2025, dari <https://www.ibm.com/think/topics/apriori-algorithm>