

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Secara umum, penelitian tentang *Market Basket Analysis* untuk *layouting* produk sudah banyak dilakukan menggunakan berbagai metode dan pendekatan. Hal ini digunakan sebagai pembanding antara penelitian yang sudah dibuat sebelumnya dengan yang sedang dilakukan oleh penulis. Penelitian tersebut antara lain sebagai berikut :

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Judul	Metode	Hasil
1	Moe Moe Hlaing (2019)	<i>ECLAT Based Market Basket Analysis for electronic showroom</i>	<i>Market Basket Analysis</i>	Eclat dapat mengurangi waktu pemrosesan, dan algoritma ini juga cepat untuk menentukan aturan asosiasi, sehingga bisa membantu manajer <i>showroom</i> elektronik untuk menempatkan produk berbarengan dan memberikan penawaran harga yang menarik.
2	Taufik Qurrahman, Anneke Iswani Achmad (2019)	<i>Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Eclat (Kasus Data Transaksi Penjualan Groceries)</i>	<i>Market Basket Analysis</i>	Penelitian ini menghasilkan tiga <i>itemset</i> dengan jumlah frekuensi yang berbeda. <i>Itemset</i> pertama memiliki 59 <i>frequent</i> , <i>itemset</i> kedua memiliki 69 <i>frequent</i> , dan <i>itemset</i> ketiga memiliki 2 <i>frequent itemset</i> . Pada <i>frequent 2-itemset</i> menghasilkan informasi bahwa produk sayuran dan susu segar sebaiknya

				ditempatkan berdekatan di rak penjualan karena sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen, dengan peluang sebesar 0,07483 atau presentase transaksi sebesar 7,48%
3	Nur Fitrianti Fahrudin (2019)	Penerapan Algoritma Apriori untuk <i>Market Basket Analysis</i>	<i>Market Basket Analysis</i>	Penelitian ini menerapkan metode <i>Market Basket Analysis</i> dengan menerapkan algoritma asosiasi menggunakan algoritma apriori untuk membantu meningkatkan penjualan barang di toko. Untuk menentukan aturan asosiasi yang dihasilkan, setelah melakukan analisis asosiasi, diperlukan perhitungan <i>lift ratio</i> pada tahap akhir untuk menilai kekuatan aturan yang terbentuk. Berdasarkan hasil pengujian dengan menghitung lift ratio, ditemukan beberapa aturan dengan nilai rasio yang tinggi yang nantinya dapat digunakan untuk penempatan produk atau strategi bisnis di toko tersebut.
4	Auzan Widyan, Anief Fauzan Rozi (2021)	Analisis Rekomendasi Produk menggunakan Algoritma Eclat Berdasarkan Riwayat Data penjualan PT XYZ	<i>Market Basket Analysis</i>	Rekomendasi produk berdasarkan data Riwayat penjualan PT ZYX menunjukkan Tingkat akurasi 100% berdasarkan uji sampel. Dari 14.617 riwayat transaksi, minimum support

				<p>tertinggi untuk menemukan kombinasi <i>k-itemset</i> adalah 1%. Riwayat transaksi tahun 2018 menghasilkan dua aturan asosiasi, tahun 2019 juga menghasilkan dua aturan asosiasi, dan tahun 2020 menghasilkan lima aturan asosiasi. Setiap aturan asosiasi yang diidentifikasi memiliki nilai <i>confidence</i> yang tinggi, yaitu di atas 50%</p>
5	<p>Krisna Nata Wijaya, Reza Firsandya Malik, Siti Nurmaini (2020)</p>	<p>Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth (<i>Frequent Pattern Growth</i>) Dan Eclat pada <i>Minimarket</i></p>	<p>Market Basket Analysis</p>	<p>Hasil perbandingan antara dua algoritma, yaitu FP-Growth dan Eclat, menunjukkan bahwa algoritma Eclat menghasilkan nilai support yang tinggi dan confidence dengan lebih sedikit aturan yang lebih efisien atau kuat, serta waktu proses yang lebih cepat. Dengan hasil uji sistem yang diuraikan dalam konsep ini, metode ini dapat digunakan untuk mengelola data penjualan yang besar dan menjadi alternatif dalam menentukan produk yang sering dibeli, serta membantu pemilik dalam menata dan mengkombinasikan produk.</p>
6	<p>Muhammad Putrawan Mahardika, Yulison Herry</p>	<p>Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma ECLAT dan Apriori Dalam</p>	<p>Aturan asosiasi</p>	<p>Penelitian ini berfokus untuk membandingkan waktu eksekusi pada algoritma Eclat dan</p>

	Chrisnanto, Faiza Renaldi(2021)	Pembentukan Aturan Asosiasi Pada Pasar Pertanian Online		Apriori, Algoritma Eclat lebih cepat jika menggunakan ambang batas nilai support yang kecil algoritma eclat akan lebih unggul, tapi algoritma Apriori lebih efisien jika menggunakan nilai support yang besar dan eclat bisa menyeimbangi kinerja aprirori pada nilai support yang tinggi
7	Tshepo Tlapana(2021)	<i>The impact of store layout on Consumer Buying Behavior: A Case of Convenience Store from a selected Township in Kwazulu Natal</i>	<i>Convenience Sampling</i>	Hasil pembahasan pada penelitian ini bahwa tata letak produk sangat berpengaruh pada perilaku pelanggan dimana kepadatan pada toko sehingga membuat ruangan menjadi lebih sempit serta suasana pada toko sangat berpengaruh. Hasilnya pemilik toko harus memperbaiki penempatan rak, produk untuk memperbaiki lalu linta pada toko agar konsumen lebih mudah menemukan barang yang ingin dicari.
8	Haristyarini, Raniar Yustanti, Wiyli(2021)	Penerapan Metode <i>Market Basket Analysis</i> dengan Algoritma Eclat dan Prediksi dengan <i>Artificial Neural Network</i> pada Data Transaksi Penjualan	<i>Market Basket Analysis</i>	Penelitian ini menemukan tiga aturan asosiasi dengan nilai confidence terbesar, yaitu detergen bubuk dan pasta gigi dengan sabun mandi padat, korek dengan rokok, serta sabun cuci piring dan sabun mandi padat dengan detergen bubuk. Selain itu, model ANN

				<p>(Artificial Neural Network) dirancang untuk memprediksi jumlah pembelian barang dengan hasil yang sangat baik.</p> <p>Untuk sabun mandi padat, arsitektur 2-5-1 dengan learning rate 0.02 dan stepmax 100000 menghasilkan MAPE 7.462% dan akurasi 92.538%.</p> <p>Untuk rokok, arsitektur 1-3-1 dengan learning rate 0.02 dan stepmax 100000 menghasilkan MAPE 7.186% dan akurasi 92.814%.</p> <p>Untuk detergen bubuk, arsitektur 2-7-1 dengan learning rate 0.02 dan stepmax 100000 menghasilkan MAPE 8.799% dan akurasi 91.201%.</p> <p>Hasil ini menunjukkan bahwa model ANN yang dirancang sangat efektif untuk memprediksi jumlah pembelian barang.</p>
9	<p>Ketut Widya Kayohana, M Danang Samudra, Ni Komang Dewani, NI Luh Putu Febiyanti, Eka Futjiastuti4(2023)</p>	<p>Analisis Pola Pembelian dan Penjualan Bisnis Menggunakan Algoritma Apriori dalam Studi <i>Market Basket</i></p>	<p><i>Market Basket Analysis</i></p>	<p>Penelitian ini memberikan wawasan berharga bagi bisnis untuk memahami pola pembelian konsumen pada berbagai tingkat waktu, termasuk hari libur. Informasi ini dapat digunakan untuk mengoptimalkan pengelolaan stok dan menentukan peningkatan stok pada barang yang diperlukan.</p>

				<p>Algoritma apriori berdampak positif pada laporan penjualan market basket, membantu pemilik mengetahui produk yang perlu diperbanyak atau dikurangi stoknya guna meningkatkan omset. Support "toast" dan "coffee" adalah 2.3666%, confidence "toast → coffee" adalah 70.4403%, dan lift "toast → coffee" adalah 1.472431, menunjukkan peningkatan kemungkinan membeli "coffee" sebesar 1.472431 kali jika pelanggan juga membeli "toast".</p>
10	<p>Samboteng, Lukman Rulinawaty Kasmad, M. Rachmat Basit, Mutmainnah Rahim, Robbi(2022)</p>	<p><i>Market Basket Analysis Of Administrative Patterns Data Of Consumer Purchases Using Data Mining Technology</i></p>	<p><i>Market Basket Analysis</i></p>	<p>Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai support dan confidence berbanding lurus dengan kekuatan hubungan antar elemen. Analisis data pembelian menghasilkan banyak aturan asosiasi dalam pola pembelian konsumen di supermarket. Daripada menerapkan teknik penjualan silang dan strategi promosi dengan menggabungkan produk, aturan asosiasi yang dihasilkan dapat digunakan oleh supermarket untuk mengembangkan strategi promosi berdasarkan item</p>

				yang sering dibeli guna meningkatkan penjualan. Selain itu, penataan item yang sering dibeli dan pengaturan tata letak di supermarket dapat dilakukan secara bersamaan. Namun, masalah dalam menghitung data transaksi pembelian dengan algoritma apriori adalah adanya kebutuhan untuk optimasi waktu algoritma, karena algoritma tersebut memerlukan analisis database yang menyeluruh.
--	--	--	--	---

Pada penelitian yang dilakukan oleh Tshepo Tlapan pada tahun 2021 menjelaskan bahwa penempatan produk sangat berpengaruh terhadap kepuasan pelanggan dalam berbelanja pada toko serba ada. Dibuktikan dengan metode *Convenience Sampling* didapatkan hasil sebanyak 68.25% responden setuju bahwa mereka mengalami kesulitan terhadap penempatan produk pada toko [11].

Pada penelitian ini peneliti menggunakan data transaksi penjualan pada e-commerce Tokopedia yang memiliki jumlah baris 34185, jumlah data yang sangat besar memerlukan proses komputasi yang sangat Panjang. algoritma Eclat memiliki kinerja komputasional yang lebih efisien dibandingkan dengan algoritma asosiasi yang lainnya dikarenakan eclat menggunakan format data yang vertical dan dengan waktu eksekusi yang lebih cepat dibandingkan dengan algoritma asosiasi lainnya.

2.2. Dasar Teori

Pada penyusunan tugas akhir ini, beberapa teori digunakan. Teori-teori yang dimanfaatkan dan digunakan dalam penelitian ini mencakup konsep dasar, definisi, serta penjelasan menggunakan metode dan perangkat yang digunakan,

2.2.1 *Electronic Commerce*

E-commerce, yang merupakan kependekan dari *Electronic Commerce*, adalah sistem pemasaran yang menggunakan media elektronik, seperti *internet* dan jaringan komputer lainnya. Sistem ini mencakup berbagai aktivitas seperti distribusi, penjualan, pembelian, pemasaran, dan layanan produk. *E-commerce* tidak hanya berupa layanan atau barang, tetapi merupakan kombinasi keduanya, yang dapat meningkatkan ekonomi domestik melalui liberalisasi jasa dan mempercepat integrasi dengan produksi global. Dengan menghubungkan perdagangan domestik ke perdagangan internasional, *e-commerce* mempengaruhi kebijakan domestik dalam bidang telekomunikasi, jasa keuangan, dan distribusi. Secara umum, istilah *e-commerce* mengacu pada penjualan barang dan jasa melalui internet. Dalam perkembangannya, *e-commerce* telah menjadi lebih canggih dengan adanya toko *online* yang menawarkan berbagai produk, pilihan pengiriman, dan metode pembayaran seperti ATM, *mobile banking*, atau kartu kredit [12].

2.2.2 *Data Mining*

Data Mining atau penambangan data melibatkan berbagai bentuk teknik pembelajaran mesin untuk menganalisis dan menghasilkan informasi secara otomatis. Penambangan data juga dapat didefinisikan sebagai pembelajaran yang induktif (*induction-based learning*) yaitu dengan membentuk definisi konsep-konsep umum dengan mengamati contoh-contoh kasus asal usul konsep yang dipelajari. Tujuan utama dari penambangan data untuk mencari informasi pada *database* melalui sejumlah langkah interaktif[13]. Langkah-langkah ini meliputi:

- a. *Data integration* menggabungkan beberapa dataset yang kemudian

akan dijadikan satu *database* utuh yang akan digunakan untuk analisa. Pada penelitian tahap ini digunakan untuk menggabungkan data penjualan pada bulan April, dan Juni menjadi satu *dataset* yang digunakan untuk kepentingan penelitian.

- b. Data *cleansing* merupakan langkah awal dengan menghilangkan data yang tidak lengkap, tidak relevan, dan data yang tidak penting untuk menjaga kualitas pada data yang digunakan. Pada penelitian *data cleansing* bisa dilihat pada gambar 3.3 sampai gambar 3.4 yang bertujuan untuk membersihkan data dari nilai yang tidak valid.
- c. Data *transformation* mengubah data sesuai format yang sesuai untuk penambahan data. *Data transformation* digunakan untuk mengubah data menjadi bentuk yang dapat diolah oleh algoritma menggunakan *library* yang ada pada *python* yaitu *TransactionEncoder*.
- d. *Process mining* merupakan tahapan utama pada penambahan data yang dapat memproses teknik *data mining* untuk menemukan informasi dan pola yang tersembunyi pada *dataset*.
- e. *Pattern evaluation* bertujuan untuk memvalidasi pola yang ditemukan dan memastikan apakah pola yang ditemukan bermanfaat. Bagian ini merupakan hasil dari perhitungan *library association rule* yang menemukan kombinasi *item* pada *dataset*.
- f. *Knowledge presentation* merupakan tahapan akhir yang menyajikan informasi yang ditemukan, dan menyimpulkan informasi yang ditemukan pada proses *data mining*. Hasil dari *pattern evaluation* kemudian divisualisasikan menggunakan *network graph* untuk memaparkan hasil dari kombinasi pada *itemset*.

2.2.3 *Market Basket Analysis*

Market Basket Analysis merupakan sebuah metode untuk mengamati barang atau produk apa saja yang dibeli dalam waktu yang bersamaan serta untuk mencari barang yang memiliki kemungkinan dibeli dalam satu transaksi [14].

2.2.4 Association Rule

Association atau asosiasi adalah sebuah pencarian hubungan atau korelasi antara satu *set item*. Umumnya asosiasi digambarkan dalam bentuk aturan sehingga disebut sebagai *association rules*. Analisis dari *association rules* seringkali digunakan pada data transaksi untuk pemasaran, penjualan atau proses pengambilan keputusan bisnis lainnya. dalam *association rules* terdapat beberapa kategori nilai untuk mengetahui seberapa kuat relasi pada tiap *item* pada *dataset* yang akan dihasilkan oleh *association rules*, untuk mengetahui kekuatan relasi pada *itemset* diperlukan perhitungan yang menghasilkan angka dalam 3 kategori yaitu *support*, *confidence*, dan *lift ratio* [15].

Association Rule dikembangkan melalui dua tahapan [16], diantaranya adalah :

- a. Melakukan evaluasi terhadap *item* yang memiliki frekuensi tinggi, pada fase selanjutnya algoritma akan mencari *item* yang sesuai dengan nilai *support* yang sudah ditetapkan dengan melihat apakah “ $X \Rightarrow Y$ ” yang didukung oleh kemungkinan bahwa satu transaksi melibatkan elemen atau kumpulan dari elemen yang ada pada X dan Y dalam satu waktu .
- b. Setelah menemukan *item* dengan frekuensi yang tinggi, kemudian aturan asosiasi akan melihat kombinasi item yang memenuhi nilai *confidence* dengan menghitung apakah kombinasi dari X dan Y memiliki nilai kekuatan yang sesuai dengan nilai ambang batas yang sudah ditetapkan.

Algoritma asosiasi atau *Association Rules* bertujuan untuk menemukan pola pada data transaksi, seperti yang sudah dijelaskan di atas pada dasarnya proses untuk menemukan aturan asosiasi pada data transaksi ini dibagi menjadi dua tahapan[17]:

- a. Analisa item yang memiliki frekuensi yang tinggi, nilai *support* didapatkan dengan cara membagi jumlah transaksi yang mengandung item A (satu *item*) dengan jumlah total seluruh

transaksi.

$$Support (A) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang terdapat A}}{\text{Jumlah Total transaksi}} \quad (2. 1)$$

Sedangkan untuk mencari nilai *support* dari 2 item menggunakan rumus berikut :

$$Support (A.B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Total transaksi}} \quad (2. 2)$$

Hasil dari perhitungan nilai *support* dinamakan *itemsets* yang didapat dengan cara membagi jumlah transaksi yang mengandung A dan B dengan jumlah total transaksi[6].

- b. Implementasi aturan asosiasi, setelah mendapatkan pola yang memiliki frekuensi yang tinggi, kemudian mencari aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas pada nilai *confidence* dengan menghitung nilai *confidence* dengan rumus berikut

$$Confidence P(B|A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Total transaksi yang mengandung A}} \quad (2. 3)$$

- c. Kemudian dengan mencari nilai pada *lift ratio* yang digunakan sebagai parameter untuk menentukan apakah aturan yang dihasilkan oleh aturan asosiasi valid atau tidak, dengan ketentuan dimana jika nilai pada *lift ratio* lebih besar dari satu maka A (*antecedent*) dan B (*consequent*) muncul lebih sering dari yang diharapkan, dan kemunculan A memiliki efek positif terhadap kemunculan B, sedangkan jika nilai pada *lift ratio* lebih kecil dari satu maka A dan B muncul lebih jarang dari yang diharapkan, Kemunculan aturan pada item A tidak memiliki efek positif terhadap kemunculan item B, dan jika nilai pada *lift ratio* sama dengan satu kemunculan A dan B hampir selalu muncul secara bersamaan, tetapi kemunculan aturan A tidak memiliki pengaruh positif terhadap kemunculan aturan B

2.2.5 *Preprocessing*

Preprocessing adalah tahapan awal dan penting sebelum melakukan klasifikasi teks. Pada penelitian yang dilakukan *preprocessing* dibagi menjadi dua, yang pertama *data cleansing* yang bertujuan untuk membersihkan data dari kolom yang tidak memiliki nilai atau *missing value* dan nilai lain seperti NaN atau *not a number* sehingga data yang diolah lebih akurat, dan *data transformation* untuk mengubah data menjadi bentuk data yang dapat diolah oleh algoritma dengan menggunakan *library* pada *python* yaitu *TransactionEncoder*. *Preprocessing* ini akan membersihkan data sehingga data yang dikumpulkan menjadi optimal untuk kemudian dilakukan analisa pada sistem [18][19].

2.2.6 *Customer Behavior*

Perilaku Pelanggan (*Customer Behavior*) merupakan sebuah metode untuk memahami kebutuhan konsumen berdasarkan kebiasaan konsumen berbelanja, tujuan dari *customer behavior* untuk mengamati faktor atau *variable* apa saja yang mempengaruhi konsumen melakukan transaksi atau membeli produk, barang atau jasa yang digunakan, tujuan lainnya adalah untuk menentukan target produk atau jasa yang ingin dipasarkan kepada pelanggan dengan cara mengamati perilaku pelanggan. Faktor-faktor seperti refrensi, kepribadian konsumen dan psikologis konsumen dan dapat mempengaruhi pengambilan Keputusan dalam berbelanja[20]. Pada penelitian ini *Customer Behavior* bertujuan untuk menganalisa pola pembelian pada *e-commerce* Tokopedia pada data transaksi yang tercatat pada bulan April dan Juni 2022 yang mana ketika pelanggan melakukan pembelian akan ditandai dengan TiD atau *Transaction ID List* dan barang yang dibeli oleh konsumen adalah *item* atau *itemsets*.

2.2.7 *ECLAT*

Eclat menambang *Frequent Pattern* menggunakan format data *vertical*, yang mana ini berbeda dengan Apriori dan *FP-growth* yang menggunakan format data *horizontal*. *Item* pada format data *vertical* digambarkan

menggunakan *item* unik dengan symbol I_1, I_2, \dots, I_n pada *itemsets*, sedangkan *TID_set* digambarkan sebagai Kumpulan dari transaksi yang dilakukan dengan symbol T_1, T_2, \dots, T_m termasuk *item* yang berhubungan [21]. Setelah ambang batas pada nilai *support* didapatkan dan disimpan pada variabel *frequent_itemsets* kemudian variabel itu akan diproses oleh aturan asosiasi untuk mencari hubungan atau kombinasi *item* yang sering muncul pada dataset, kemudian setelah menetapkan ambang batas pada nilai *support* pada aturan asosiasi ditetapkan ambang batas pada nilai *confidence* sehingga *item* atau kombinasi *item* yang tidak sesuai terhadap ambang batas nilai akan di *drop* atau tidak digunakan

2.2.8 *Layouting*

Tata letak produk atau *layout* merupakan salah satu dari banyaknya strategi penjualan yang digunakan untuk menaikkan penjualan, tata letak produk juga berguna untuk memudahkan pelanggan dalam berbelanja, *layouting* sendiri memiliki beberapa tujuan seperti *attention and interest customer* yang berfokus untuk menarik perhatian pembeli, dan *desire and action customer* yang mana bertujuan untuk menimbulkan keinginan membeli barang yang sudah tersusun sesuai dengan tata letak yang sudah dibuat. Pada tata letak produk yang baik atau strategis dalam penempatannya dapat mempermudah konsumen untuk melakukan pembelian dan tidak menghabiskan waktu yang banyak[22].

2.2.9 *Python*

Tata *Python* adalah bahasa pemrograman yang menggunakan *interpreter* untuk menjalankan kode programnya. *interpreter* tersebut dapat menerjemahkan kode secara langsung, dan memiliki kombinasi paradigma seperti pemrograman prosedural seperti bahasa C, pemrograman berorientasi objek seperti Java, dan bahasa fungsional seperti Lisp sehingga dapat memudahkan *programmer* untuk mengembangkan atau mengerjakan proyek dengan menggunakan bahasa *python* [23]. Banyak peneliti yang beralih ke penggunaan bahasa pemrograman *python* dikarenakan kemudahannya dalam memproses data yang besar serta banyak *library* yang

bisa digunakan untuk keperluan *data analysis*, seperti pada penelitian ini menggunakan *library pandas* untuk mengolah dan membaca *dataset*, *plotly.express* dan *matplotlib.pyplot* untuk memvisualisasikan data seperti pada *Network Graph* yang menggunakan *library matplotlib* yang digunakan untuk memvisualisasikan *rules* yang sudah ditemukan oleh algoritma, *TransactionEncoder* untuk mengubah data menjadi bentuk yang dapat diolah oleh algoritma, *pyeclat* untuk memanggil algoritma eclat dan melakukan proses analisis serta *association rule* untuk menemukan kombinasi item pada *dataset*.

2.2.10 Figma

Figma adalah salah satu *design tool* yang biasanya digunakan untuk membuat tampilan aplikasi mobile, desktop, website dan lain-lain. Figma bisa digunakan di sistem operasi windows, linux ataupun mac dengan terhubung ke internet. Figma memiliki keunggulan yaitu untuk pekerjaan yang sama dapat dikerjakan oleh lebih dari satu orang secara bersama-sama walaupun ditempat yang berbeda. Hal tersebut bisa dikatakan kerja kelompok dan karena kemampuan aplikasi figma tersebut lah yang membuat aplikasi ini menjadi pilihan banyak *UI/UX designer* untuk membuat *prototype* website atau aplikasi dengan waktu yang cepat dan efektif [24]. Pada penelitian ini figma digunakan untuk mendesain tata letak produk dengan *rules* atau aturan yang dihasilkan oleh aturan asosiasi menggunakan algoritma *Eclat*