

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1. Tinjauan Pustaka

Peninjauan terhadap penelitian terdahulu perlu dilakukan agar hasil penelitian memiliki landasan yang kuat. Pada sub bab ini akan menjelaskan persamaan dan perbedaan antara penelitian yang sudah dilakukan dengan penelitian yang akan dilakukan.

2.1.1. Penelitian Terdahulu

Pengalokasian produk pada rak di retail dapat dilakukan berdasarkan hubungan antar kategori, sub kategori dan *item* produk yang sering dibeli oleh konsumen (Chen dan Lin, 2007). Untuk mengetahui hubungan tersebut menggunakan pendekatan *data mining*. Penelitian yang dilakukan oleh Nafiri dan Shahrabi (2010) mengalokasikan produk di rak dengan mempertimbangkan nilai *lift ratio* dengan tujuan memaksimalkan keuntungan retailer. Semakin besar nilai *lift ratio* maka semakin dekat lokasi antar *item*. Penelitian ini juga menggunakan pendekatan *data mining* dengan menggunakan algoritma Apriori.

Algoritma Apriori merupakan algoritma untuk menemukan frequent *itemset* atau *item* yang sering muncul di data transaksi (Irliana dan Vydia, 2013). Algoritma lain yang dapat digunakan untuk menemukan frequent *itemset* yaitu FP-Growth (Triyanto, 2014). Chen dan Lin (2007) pada penelitiannya menggunakan algoritma apriori untuk menentukan kategori, sub kategori dan *item* produk yang sering dibeli oleh konsumen berdasarkan data penjualan.

Kedua algoritma tersebut dapat digunakan untuk menemukan association rule atau aturan asosiatif dari kombinasi *item* (Widiastuti dan Sofi, 2014). Frequent *itemset* merupakan inputan untuk menemukan aturan asosiasi. Pencarian *association rule* dapat dilakukan dengan bantuan *tool rapidminer* (Triyanto, 2014). Terdapat perbedaan pada algoritma FP-Growth dan algoritma Apriori. Algoritma Apriori menemukan frequent *itemset* dengan melakukan proses scanning data transaksi secara berulang-ulang atau disebut generate candidate sehingga membutuhkan waktu yang cukup lama dan memori yang besar, sedangkan algoritma FP-Growth tidak melakukan *generate candidate item* untuk mendapatkan kombinasi *item* dari database (Triyanto dkk, 2014). Han dkk (2000) menyebutkan bahwa FP-Growth melakukan 2 kali *scanning* pada database. Pertama, FP-Growth

menghitung *list* dari *frequent itemset* dan diurutkan berdasarkan frekuensi secara menurun (*F-List*) selama proses *scan* database. Kedua, basis data tersebut di olah menjadi *FP-Tree* untuk setiap *item* yang *support*-nya lebih besar dari minimum *support*.

Hasil *data mining* dapat digunakan untuk strategi baru di retail seperti pada penelitian Irliana dan Vydia (2013) produk yang dihasilkan oleh association rule merupakan produk yang dipilih untuk promosi penjualan akhir pekan kepada pelanggan. Serta penelitian lainnya yang dilakukan oleh Triyanto (2014) yaitu *rule* yang dihasilkan untuk penentuan rekomendasi promosi produk secara lebih tepat yang sesuai dengan keinginan pelanggan untuk membeli suatu produk, sehingga hasil rekomendasi mempermudah pelanggan dalam mengambil keputusan yang tepat untuk menentukan produk yang ingin dibeli.

2.1.2. Penelitian Sekarang

Penelitian sekarang yaitu melakukan *data mining* di Toko X menggunakan algoritma *FP-Growth* untuk menemukan *frequent itemset* atau *item* yang paling sering muncul di data transaksi, serta algoritma *FP-Growth* digunakan karena waktu yang digunakan untuk proses *scanning* lebih singkat dibandingkan dengan algoritma *Apriori* dan menggunakan memori yang lebih kecil. *Rapidminer tool* digunakan untuk membantu proses pencarian *purchase dependence*. Klasifikasi *ABC* juga dilakukan untuk penentuan kelas A, B atau C pada setiap *item*. Kedua hasil tersebut digunakan sebagai usulan penentuan dalam memutuskan *display product* di Toko X.

Tabel 2.1. Studi Literatur

Peneliti	Metode	Algoritma		Tujuan
		FP-Growth	Apriori	
Chen dan Lin (2007)	<i>Association rule</i>		v	Hasil <i>association rule</i> digunakan sebagai dasar untuk alokasi produk dengan tujuan memaksimalkan keuntungan retailer.
Nafari dan Shahrabi (2010)	<i>Association rule</i>		v	Alokasi produk untuk memaksimalkan keuntungan <i>retailer</i> dengan mempertimbangkan nilai <i>lift ratio</i> dan <i>association rule</i>
Irliana dan Vydia (2013)	<i>Association rule</i>		v	Promosi penjualan akhir pekan berdasarkan <i>association rule</i> serta penentuan jumlah order berdasarkan <i>sales forecasting</i> dan <i>sales trend</i> .
Triyanto (2014)	<i>Association rule</i>	v		Mencari <i>association rule</i> untuk rekomendasi promosi produk untuk memudahkan pelanggan dalam menentukan produk yang akan dibeli.
Widiastuti dan Sofi (2014)	<i>Association rule</i>	v	v	Membandingkan algoritma FP-Growth dan Apriori untuk mendapatkan aturan asosiasi dari <i>frequent item set</i> .
Penulis (2018)	<i>Association rule</i>	v		Usulan dalam memutuskan penataan produk berdasarkan hasil <i>association rule</i> .

2.2. Dasar Teori

Pada sub bab ini akan menjelaskan dasar teori terkait dengan penelitian yang dilakukan pada Toko X.

2.2.1. Retail

a. Pengertian *retail*

Pengertian *retail* menurut para ahli :

- i. Menurut Levy dan Weitz (2012), *retailing* adalah serangkaian aktivitas bisnis yang dijual kepada konsumen untuk menambah nilai guna barang dan jasa sebagai konsumsi pribadi atau rumah tangga.
- ii. Menurut Kotler (2006), *retailing* adalah aktivitas-aktivitas yang dilakukan untuk menjual barang atau jasa kepada *end customer* untuk keperluan pribadi dan bukan untuk bisnis.

b. Jenis *Retail*

Jenis *retail* diklasifikasikan oleh Kotler (2006) berdasarkan produk yang dijual:

- i. *Speciality Store* (Toko Khusus)
Yaitu toko yang menjual produk-produk khusus sehingga jenis produk yang dijual tidaklah banyak. Volume produk yang dijual tidak terlalu besar, seperti toko roti, toko pakaian, dan lainnya.
- ii. *Department Store* (Toko Serba Ada)
Toko ini menjual produk dengan kualitas pillihan, kondisi keuangan toko ini lebih kuat dibandingkan toko khusus serta volume usahanya juga besar. Contohnya Ramayan dan Sarinah.
- iii. *Convenience Store* (Toko Kebutuhan Sehari-hari)
Merupakan toko yang buka 24 jam, ukurannya relatif kecil dan berlokasi didaerah pemukiman warga. Tingkat perputaran produk sangat tinggi namun keterbatasan dalam menjual produk seperti makanan ringan, permen, dan lainnya. Contohnya, indomart, alfamart, circle-k.
- iv. *Supermarket* (Pasar Swalayan)
Ukuran toko ini relatif besar, volume produk yang dijual tinggi, margin yang rendah. Toko ini menyediakan semua kebutuhan konsumen seperti makanan, minuman, peralatan rumah tangga, bahan makanan, sayur, daging, dan lainnya. Contoh toko ini yaitu Hero dan Superindo.
- v. *Discount Store* (Toko Diskon)
Harga produk yang dijual lebih murah, margin lebih rendah dan volume yang dijual lebih tinggi merupakan karekteristik toko ini.

- vi. *Off Price Retailers* (Pengecer Potongan Harga)
Merupakan *retailer* yang menetapkan harga konsumen lebih rendah daripada harga eceran karena *retailer* ini membeli produknya dengan harga lebih rendah daripada harga grosir.
- vii. *Superstore* (Toko Super)
Toko ini menyediakan volume barang dalam jumlah besar namun dengan harga yang murah, toko ini kombinasi dari *supermarket* dan *discount store*. Tujuan toko ini untuk memenuhi semua kebutuhan konsumen secara rutin pada pembelian makanan maupun bukan makanan.
- viii. *Catalog Show-Room*
Toko ini menjual pilihan produk yang cukup banyak, perputaran produk yang cepat, margin yang tinggi. Produk-produk yang dijual seperti perhiasan, kendaraan, *furniture*.

2.2.2. Purchase dependence

Keterkaitan atau ketergantungan pembelian produk atau barang oleh *customer* dapat terlihat dalam transaksi pembelian pelanggan (Bala dkk, 2010). Contohnya, ketergantungan pembelian produk x berdampak pada pembelian produk y. Dengan kata lain, beberapa pembelian (atau semua) dapat tergantung pada pembelian produk x sehingga ketergantungan tersebut memungkinkan pelanggan berniat membeli setiap kali membeli produk x. Maka, pembelian produk x menimbulkan pembelian produk y. Oleh karena itu jika terjadi situasi *out of stock* pada produk x dapat mengakibatkan kasus tidak ada pembelian produk y bahkan jika stok produk y masih ada. Hal ini menimbulkan biaya penyimpanan persediaan y karena tidak laku karena memiliki ketergantungan pada pembelian produk x. Ketergantungan pembelian berbeda dengan kergantungan permintaan karena ketergantungan pembelian merupakan hubungan antara dua *item* atau lebih sedangkan ketergantungan permintaan berbicara tentang perilaku manusia (Park dan Seo, 2013).

Purchase dependence terjadi karena adanya *cross-selling*, *cross selling* merupakan fenomena yang terjadi di toko ritel atau *supermarket* bahwa beberapa *item* selalu dibeli secara bersamaan (Zhang dkk, 2011). *Cross selling* didefinisikan sebagai situasi pembelian satu barang atau *major item* terkait pembelian barang lainnya atau *minor item*, dengan kata lain penjualan *major item* atau barang utama dapat menyebabkan permintaan *minor item* (Park dan Seo, 2013). Contohnya jika

membeli sebuah kamera *digital* maka *cross-sell* produknya adalah *memory card*, *case*, *spare battery*. *Cross-selling* didapatkan dari data pembelian historikal pelanggan (Tama, 2012). Contoh lainnya yaitu pada salah satu *online bookstore* seperti Amazon.com dapat dilihat bahwa jika *customer* membeli buku secara *online* maka *website* akan memberikan rekomendasi produk dan menampilkan mengenai *related books*. Hal tersebut dilakukan dengan menganalisis *cross-selling* berdasarkan pola pembelian *customer* dari data transaksi secara *online* melalui *website* Amazon.com.

2.2.3. *Data mining*

Menurut Han dkk (2011) mendefinisikan *data mining* sebagai proses mengekstrak atau menambang informasi dan pengetahuan dari data yang dimiliki sesuai dengan kebutuhan yang diinginkan. *Data mining* atau lebih dikenal juga dengan sebutan *knowledge discovery in database* (KDD).

Data mining dapat diartikan sebagai suatu proses untuk mendapatkan informasi yang berguna dan didapatkan dalam suatu basis data. Maka, diperoleh informasi seperti hubungan antara *item* dalam transaksi maupun informasi yang potensial lainnya. Dari hasil tersebut dapat diolah lagi dan dianalisa lebih lanjut dari berbagai sudut pandang, misalnya dikaitkan dengan *inventory*, *display* dan hal lainnya. Adapun proses KDD terdiri dari tiga proses utama yaitu:

a. *Preprocessing*

Preprocessing dilakukan pada data sebelum algoritma *data mining* diaplikasikan. Proses ini dilakukan dengan mengolah data mentah menjadi data bersih yang sesuai dengan analisi yang akan dilakukan. Proses ini meliputi data *cleaning*, seleksi dan transformasi.

b. *Data mining*

Proses utama KDD adalah proses *data mining*, dalam proses ini berfokus pada ekstraksi data. Algoritma *data mining* diaplikasikan untuk mendapatkan informasi dari sumber data.

c. *Post processing*

Proses ini menjamin bahwa hasil *data mining* yang diintegrasikan pada sistem penunjang keputusan merupakan hasil yang *valid*. Hasil proses *data mining* selanjutnya akan dievaluasi pada *post processing*.

2.2.4. Algoritma FP-Growth

Algoritma FP-Growth atau *Frequent Pattern Growth* merupakan salah satu metode untuk *association rule mining* (Sarath dkk, 2013). Algoritma ini merupakan pengembangan dari algoritma Apriori sehingga kekurangan pada algoritma apriori diperbaiki oleh algoritma FP-Growth. Kelebihan dari algoritma FP-Growth yaitu lebih efisien dan terukur karena algoritma ini menghemat waktu dan ruang penyimpanan (Widiastuti dan Sofi 2014). Perbedaan kedua algoritma ini yaitu algoritma FP-Growth tidak melakukan *generate candidate item* untuk mendapatkan kombinasi *item* dari database (Triyanto dkk, 2014). *Generate candidate* merupakan suatu prosedur untuk memastikan suatu himpunan *candidate* masuk kedalam *frequent itemsets*. Sedangkan algoritma FP-Growth menggunakan konsep pembangunan *FP-Tree* dalam pencarian *frequent itemset*. Algoritma FP-Growth bertujuan untuk menemukan *frequent itemset* pada data yang ingin dianalisis. Han dkk (2000) menyebutkan bahwa FP-Growth melakukan 2 kali *scanning* pada database. Pertama, FP-Growth menghitung *list* dari *frequent itemset* dan diurutkan berdasarkan frekuensi secara menurun (*F-List*) selama proses *scan* database. Kedua, basis data tersebut di olah menjadi *FP-Tree* untuk setiap *item* yang *support*-nya lebih besar dari minimum *support*. Berikut adalah metodologi untuk mencari nilai *support*.

a. Analisis pola frekuensi tinggi (*frequent itemset*)

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

$$Support (A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \quad (2.1)$$

Untuk menentukan nilai *support* dari 2 *item* diperoleh dari rumus berikut :

$$Support (A \cap B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \quad (2.2)$$

2.2.5. Association rule

Triyanto dkk (2014) menyebutkan bahwa *association rule mining* ada salah satu metode *data mining* untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu *item*. Contohnya dari aturan asosiatif yaitu berdasarkan hasil analisa didapatkan seberapa besar kemungkinan seorang *customer* membeli roti bersamaan dengan susu. Kim dkk (2012) menyebutkan dalam penelitiannya, analisis asosiasi menjadi terkenal karena aplikasinya untuk menganalisis kebiasaan membeli *customer*

dengan mencari asosiasi dan korelasi antara *item-item* yang berbeda pada setiap *customer* dalam keranjang belanjanya sehingga analisis asosiasi dikenal dengan istilah *Market Basket Analysis*. Metode ini digunakan untuk menemukan relasi atau korelasi di antara himpunan *item* dan paling banyak digunakan untuk menganalisa data untuk keperluan strategi pemasaran, kebijakan dalam menentukan keputusan bisnis, dan lainnya (Setiabudi dkk, 2011). Disisi lain, aturan asosiasi digunakan untuk menemukan *trend* bisnis dengan menganalisa transaksi *customer*. Berikut adalah metodologi untuk mencari nilai *confidence*:

a. Analisis aturan asosiatif

Tahap ini dilakukan setelah nilai *support* didapatkan, kemudian mencari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan rumus:

Nilai *Confidence* dari aturan $A \rightarrow B$ di peroleh dari rumus berikut :

$$Confidence = P(B | A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Transaksi\ mengandung\ A} \quad (2.3)$$

2.2.6. Analisis Klasifikasi ABC

Semakin banyak pelanggan menuntut berbagai macam produk, maka semakin meningkat juga kebutuhan untuk menambah berbagai *item* (Ramanathan, 2006). Ribuan *item* dapat disimpan sebagai inventory oleh organisasi tertentu, tetapi hanya sebagian kecil dari *item* tersebut yang layak mendapatkan perhatian penuh dan kontrol yang paling ketat. Analisis klasifikasi ABC membantu organisasi untuk membedakan menjadi tiga kelas yaitu Kelas A merupakan *item* yang sangat penting, B cukup penting, dan C paling tidak penting (Partovi dan Burton, 1993). Analisis ABC adalah metode pengklasifikasian produk maupun barang berdasarkan peringkat dari produk yang memiliki nilai tertinggi hingga nilai terendah dan dibagi menjadi 3 kelas utama yaitu A, B dan C. Menurut Schroeder dan Rungtusanatham (2010) menjelaskan klasifikasi ABC sebagai berikut :

- a. Kelas A merupakan barang yang memiliki nilai yang tinggi, walaupun kelas ini hanya mewakili 20% dari jumlah persediaan yang ada namun nilai penggunaan tiap tahunnya sebanyak 80%.
- b. Kelas B adalah barang yang memberikan nilai yang sedang, persediaan kelas ini mewakili 30% dari jumlah persediaan dan nilai penggunaan tiap tahunnya sebanyak 15%.

- c. Kelas C merupakan barang yang memberikan nilai yang rendah karena persediaan kelas ini mewakili 50% dari jumlah persediaan, sedangkan nilai penggunaan tiap tahunnya sebesar 5%.

Langkah-langkah penentuan kelas pada tiap *item* akan dijelaskan dibawah ini:

- a. Menghitung total penjualan setiap *item* pada periode tertentu.
b. Menghitung volume keuangan (Rp) pada periode tertentu yang didapatkan dengan rumus:

$$\text{Volume Keuangan (Rp)} = \text{Total penjualan} * \text{Harga Jual} \quad (2.4)$$

- c. Menghitung nilai kumulatif dari volume keuangan (Rp)
d. Urutkan hasil perhitungan volume keuangan (Rp) berdasarkan nilai yang paling besar hingga paling kecil.
e. Menghitung nilai kumulatif % volume keuangan (Rp) yang didapatkan dengan rumus:

$$\% \text{ Volume Keuangan} = \frac{\text{Volume Keuangan (Rp)}}{\sum \text{Volume Keuangan (Rp)}} \quad (2.5)$$

Kumulatif % Volume Keuangan:

$$\text{Kumulatif \% Volume Keuangan} = \% \text{ Volume Keuangan} + \text{Kumulatif \% Volume Keuangan sebelumnya} \quad (2.6)$$

- f. Penentuan kelas tiap *item* berdasarkan hasil akhir perhitungan kumulatif.

2.2.7. *Display Product*

Wagiri dkk (2014) mengatakan bahwa penataan produk atau *display* adalah aktivitas yang penting dalam pengelolaan operasional sebuah toko. Tujuan *display* dua, yakni *attention* dan *interest customer* artinya yaitu *display* mampu menarik perhatian *customer* dengan cara menggunakan warna-warna dan lampu. *Desire* dan *action customer* artinya *display* dapat menimbulkan keinginan untuk memiliki barang-barang yang dipamerkan di toko tersebut, kemudian melakukan pembelian. Persyaratan pemajangan dan penataan barang/produk yang baik adalah mudah dilihat, mudah dicari, mudah diambil, menarik dan aman. *Display* memberikan *added value* terhadap produk yang dijual, menjamin kelangsungan hidup toko atau *retail*, sehingga sebuah *retail* mampu bertahan dan bersaing. *Retailer* harus mendesain semenarik mungkin toko mereka baik berupa pencahayaan, kebersihan, jarak rak, maupun penempatan produk satu dengan lainnya agar konsumen dapat gampang mengakses produk yang ingin mereka beli.

Category definition merupakan salah satu aktivitas dalam *category management* yang berfokus dalam hal mendefinisikan kategori berdasarkan perilaku pembelian pelanggan atau perspektif pelanggan terhadap suatu produk. Misalnya, Kategori minuman dengan sub kategori aqua, nestle, coca cola dan lainnya. *Category definition* untuk menentukan *item-item* yang membentuk kategori dan segmentasinya berdasarkan kebutuhan dan keinginan konsumen. *Display product* dapat digambarkan dengan planogram. Planogram adalah suatu konsep untuk rencana pemajangan produk berdasarkan kebiasaan belanja konsumen. Ada beberapa cara dalam menentukan lokasi *item* pada rak di *retail*:

a. Menurut Chen dan Lin (2007)

Penentuan lokasi *item* dapat dilakukan dengan mengekstrak database transaksi dalam jumlah yang besar untuk mengetahui hubungan antara produk. Penentuan lokasi *item* juga dapat dilakukan dengan menganalisis keuntungan dari setiap rak, *profit* yang tinggi diletakkan dirak tengah, *profit* sedang diletakkan di rak atas dan *profit* yang rendah dirak bawah. Semakin tinggi nilai *support* maka produk tersebut dapat dialokasikan sedekat mungkin. Ada beberapa prinsip utama menurut Chen dan Lin (2007) dalam pengalokasian *item*, sub kategori, dan kategori yaitu:

- i. Mengalokasikan *frequent category* atau kategori yang sering muncul sedekat mungkin atau di rak yang sama jika memungkinkan.
- ii. Mengalokasikan *frequent sub category* atau sub kategori yang sering muncul sedekat mungkin atau di rak yang sama jika memungkinkan.
- iii. Mengalokasikan *frequent item* atau *item* yang sering muncul sedekat mungkin atau di rak yang sama jika memungkinkan.
- iv. Mengalokasikan *item* dengan kategori yang sama pada area yang sama jika memungkinkan.
- v. Mengalokasikan *item* dengan sub kategori yang sama pada area yang sama jika memungkinkan.

b. Menurut Nafari dan Shahrabi (2010)

Dengan menerapkan *association rule mining*, penentuan *display* dapat dilakukan dari hasil kombinasi *item*. Penelitian ini mengalokasikan kategori dan sub kategori dengan mengabaikan harga produk, sedangkan untuk mengkategorikan *item* harga produk dipertimbangkan. Serta, mempertimbangkan nilai *lift ratio* untuk *rule* yang dihasilkan. *Lift ratio* adalah seberapa penting *rule* yang telah terbentuk berdasarkan nilai

support dan *confidence*. Semakin besar nilai *lift* maka letak *rule* tersebut semakin dekat. *Lift ratio* didapatkan dengan rumus:

$$Lift(A, B) = \frac{Support(A \cap B)}{Support(A) * Support(B)} \quad (2.7)$$

Interpretasi dari rumus tersebut yaitu:

- i. Jika *lift* < 1 maka korelasi negatif yang berarti tidak adanya keterkaitan satu sama lain.
 - ii. Jika *lift* = 1 maka independen satu sama lain yang berarti A dan B akan muncul bersamaan.
 - iii. Jika *lift* > 1 maka A dan B akan muncul bersama lebih sering atau dapat diartikan memiliki korelasi positif.
- c. Menggunakan Klasifikasi ABC
- Kegunaan menghitung dan mengetahui klasifikasi ABC yaitu agar mengetahui produk yang masuk dalam kategori *fast moving*, *slow moving* dan *very slow moving*. Sehingga *retailer* mampu untuk mengetahui barang yang harus dipesan lebih banyak dan yang tidak, serta salah satu cara dalam mengatur barang yang kosong dan juga sebagai salah satu pertimbangan untuk menambah *space* pada kategori barang *fast* (Leolita, 2012). Kategori barang *fast* pada rak yaitu sejajar dengan pandangan mata (*eye level*).