

Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Transaksi Penjualan Menggunakan Teknik *Association Rules* dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Ghiyas Cake & Bakery)

Reski Ramzan, Bramantiyo Eko Putro*

Program Studi Teknik Industri, Universitas Suryakencana
Jl. Pasirgede Raya, Cianjur, Jawa Barat 43216

Abstrak

Ghiyas Cake & Bakery merupakan sebuah UMKM yang bergerak pada bidang industri makanan dengan produk berupa roti dan kue. Perusahaan tersebut belum mempunyai konsep manajemen yang baik dalam melakukan promosi produknya. Pengambilan keputusan perusahaan sulit dilakukan karena informasi yang terbatas. Tujuan penelitian ini untuk mengetahui pola pembelian konsumen di Ghiyas Cake & Bakery dan strategi promosi berdasarkan pola pembelian konsumen tersebut. Penelitian ini menerapkan teknik *data mining association rules* dengan algoritma apriori menggunakan aplikasi *RapidMiner* sebagai pendukung untuk proses perhitungan nilai *support* dan *confidence* untuk mengetahui aturan asosiasinya. *Dataset* yang terdiri 10 atribut yaitu Bika Ambon, Karamel, Burger, Donat, Kue Talam, Roti Pizza, Soes, Nona Manis, Puding, dan Brownis merupakan data primer Ghiyas Cake & Bakery dengan jumlah data transaksi 150 kali yang dikumpulkan pada Desember 2020. Hasil dari penerapan *association rules* dengan minimum *support* 15% dan minimum *confidence* 70% menghasilkan empat aturan hubungan antar produk yaitu Soes → Kue Talam dengan nilai *confidence* 0,750; Kue Talam dan Bikan Ambon → Soes dengan nilai *confidence* 0,800; Bika Ambon dan Soes → Kue Talam dengan nilai *confidence* 0,800; Brownis dan Burger → Karamel dengan nilai *confidence* 0.833.

Kata kunci: Pola pembelian; *Association rules*; Algoritma apriori; *Data mining*; *RapidMiner*; UMKM

Abstract

Ghiyas Cake & Bakery is an MSME in the food industry with products in the form of bread and cakes. The company doesn't have a good management concept in promoting its products. The company decision making is difficult because of limited information. The aims of this study is to determine consumer buying patterns at Ghiyas Cake & Bakery and promotion strategies based on these consumer buying patterns. This study applied the association rules data mining technique with the apriori algorithm using the RapidMiner application as a support for the process of calculating support and confidence values to find out the association rules. The dataset consisting of 10 attributes, namely Bika Ambon, Caramel, Burger, Donut, Cake Talam, Roti Pizza, Soes, Nona Manis, Pudding, and Brownis is the primary data for Ghiyas Cake & Bakery with a total transaction data of 113 transactions collected for one week in December 2020. The results of the application of association rules with a minimum support of 15% and a minimum confidence of 70% resulted in four rules for the relationship between products, namely Soes → Cake Talam with a confidence value of 0.750, Kue Talam and Bikan Ambon → Soes with a confidence

*Corresponding author
Alamat email: bramantiyo@unsur.ac.id

value of 0.800, *Bika Ambon and Soes* → *Cake Talam* with a confidence value of 0.800, *Brownis and Burger* → *Caramel* with a confidence value of 0.833.

Keywords: *Purchase pattern; Association rules; Apriori algorithm; Data mining; RapidMiner; MSME*

Pendahuluan

Semakin berkembangnya teknologi dan informasi menjadikan sistem informasi sebagai faktor pendukung bagi sebuah instansi/perusahaan dalam mempermudah kegiatan operasionalnya. Setiap perusahaan tentunya mempunyai data yang tersimpan dalam basis data. Data transaksi tersebut semakin hari bertambah setiap adanya pembelian diperlukan sebuah pengolahan data secara besar. Pengolahan dan pemanfaatan data yang masif atau biasa dikenal dengan teknologi *big data* menjadi faktor penting karena data bukan lagi faktor terlengkap namun telah menjadi senjata utama untuk memenangi persaingan berbagai bidang [1]. Pengolahan data yang besar menjadi suatu pengetahuan yang bermanfaat serta berharga salah satunya adalah dengan *data mining*. *Data mining* berguna untuk membuat keputusan yang kritis terutama dalam strategi [2].

Data Mining adalah suatu proses untuk menggali nilai tambah dari suatu kumpulan data berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual [3]. Sebagai ilmu yang terus berkembang, *data mining* sudah banyak dimanfaatkan oleh berbagai bidang kehidupan. *Data mining* juga dapat membantu memprediksi fenomena suatu objek yang diteliti dengan terlebih dahulu mengetahui atau tidak mengetahui suatu kelas suatu obyek tertentu melalui masukan dari data besar [4].

Salah satu teknik dalam *data mining* adalah *algoritma apriori* (asosiasi). Algoritma apriori merupakan algoritma untuk menemukan aturan untuk mengukur hubungan antara dua atau lebih atribut (aturan asosiatif) [5]. Aturan asosiatif biasanya dinyatakan dalam bentuk jika anteseden, maka konsekuen, bersama besarnya nilai *support* dan *confidence* yang berasosiasi dengan aturannya. Penerapan teknik *algoritma apriori* sudah banyak digunakan di berbagai bidang industri. Salah satu penelitian terdahulu [6] berusaha mengetahui varian rasa produk kue lapis yang paling banyak terjual dengan melihat produk/item yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence*. Hal tersebut diharapkan dapat membantu perusahaan dalam mengembangkan strategi pemasaran dengan promosi dan memberikan informasi untuk mengantisipasi kekosongan stok barang [6].

UMKM sebagai salah satu bentuk usaha juga harus menciptakan strategi yang tepat. *Algoritma apriori* bisa dimanfaatkan dalam proses penyusunan strategi tersebut [6]. Terlebih lagi, UMKM mengalami penurunan pendapatan secara drastis atau bahkan tidak memiliki pemasukan sama sekali selama pandemi Covid-19 [7]. Hal ini dikarenakan pelanggan mengalami keterbatasan aktivitas. Tetapi keberlanjutan bisnis harus tetap dilakukan agar bisnis dapat dipertahankan. Penerapan *algoritma apriori* dapat membantu UMKM dalam mengatasi kerugian yang dihadapi pada masa pandemi Covid-19 dengan strategi pemasaran yang lebih baik.

Strategi pemasaran defensif dapat diterapkan pada kondisi pandemi. Tujuan strategi defensif ini adalah untuk meminimalisasi *customer turnover* atau memaksimalkan *customer retention* dengan melindungi produk dan pasarnya dari serangan para pesaing [8]. Bentuk strategi pemasaran defensif dapat berupa strategi pembentukan pengalihan

rintangan dan strategi kepuasan pelanggan [9]. Strategi bertahan pada masa pandemi dapat diwujudkan dengan penjualan yang stabil. Hal ini dikarenakan apabila pihak toko tidak mempertahankan kestabilan maka berdampak pada penjualan. Promosi untuk bisnis penjualan dapat dibuat dengan memberikan harga diskon pada menu yang sering terjual atau yang sering diminati para konsumen atau bisa disimpan paling depan agar konsumen lebih dahulu melihat roti yang diberikan diskon. Bentuk penerapan strategi berupa penentuan diskon dan tampilan etalase menjadi bagian dari aktivitas *market-based analysis*.

UMKM Ghiyas Cake & Bakery sebagai salah satu pelaku UMKM juga mengalami permasalahan berupa penurunan penjualan akibat pandemi Covid-19. Perusahaan tersebut merupakan sebuah toko yang menjual berbagai jenis roti dengan rasa yang bervariasi mulai dari manis sampai asin. Perusahaan ini berlokasi di Jl. K.H. Hasyim Ashari, Warujajar Kecamatan Cianjur Jawa Barat 43224 yang didirikan pada 16 September 2018 oleh pemilik tokonya yaitu Ibu Yeni Yuniarti Rusmala. Ghiyas Cake & Bakery mempunyai toko dua yang berlokasi di Jl. Raya Campaka-Sukanagara Cianjur Jawa Barat 43264 dan memproduksi roti setiap hari dan menerima pemesanan kue tart. Roti yang diproduksi setiap hari adalah Bika Ambon, Karamel, Burger, Donat, Kue Talam, Roti Pizza, Soes, Nona Manis, Puding, dan Brownis. Ghiyas Cake & Bakery Berdasarkan permasalahan tersebut perlu dilakukannya promosi agar tingkat penjualannya semakin meningkat. Metode *algoritma apriori* diharapkan dapat membantu menyelesaikan permasalahan yang ada. Program *data mining* dengan *association rule* bertujuan menemukan informasi item-item yang saling berhubungan dalam bentuk *rule*, dengan demikian *association rule* paling tepat diterapkan pada *market basket analysis* [10]. Oleh karena itu diperlukan penerapan *algoritma apriori* agar perusahaan dapat memahami pola pembelian konsumennya. Pola pembelian konsumen tersebut dapat dirancang menjadi suatu strategi promosi dan pemasaran yang lebih baik.

Metode Penelitian

Studi pendahuluan merupakan langkah awal dalam penelitian ini yang dilaksanakan pada Oktober 2020. Studi pendahuluan ini dilakukan dengan melakukan wawancara awal dengan pihak toko. Hasil yang diperoleh dari studi pendahuluan diperkuat dengan langkah selanjutnya yaitu studi literatur. Tahap ini menggunakan buku-buku yang menunjang materi penelitian berupa jurnal maupun laporan kerja praktik serta skripsi dari penelitian terdahulu. Topik literatur yang digunakan terkait dengan *data mining*, *association rule*, *algoritma apriori*, *pre-processing*, *missing value* dan transformasi data. Teknik pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan metode observasi untuk mendapatkan data primer. Tahap observasi penelitian ini berupa pencatatan data transaksi pada penjualan produk roti Ghiyas Cake & Bakery. Pencatatan transaksi secara manual dan diperoleh 150 data transaksi dari sepuluh jenis produk yang sering dibeli oleh konsumen.

Data yang terkumpul dilakukan pembersihan melalui tahapan data *preprocessing* sebelum dilanjutkan ke tahap pengolahan data. *Preprocessing* data pada penelitian ini dilakukan dengan memeriksa *missing value* dan transformasi data. Data transaksi ditransformasikan ke dalam bentuk *item set* dengan kode 1 apabila *item* muncul atau dibeli dan 0 apabila *item* tidak muncul atau tidak terjual. Data yang telah ditransformasikan digunakan sebagai masukan pada teknik *association rule*. Pemilihan *algoritma apriori* karena algoritma ini hanya memerlukan waktu yang lebih sedikit dibandingkan algoritma lainnya dalam metode *association rule* dengan data sebenarnya (*real world*), bila *minimum support* yang ditentukan cenderung besar [11]. Pengolahan

data penelitian ini menggunakan bantuan perangkat lunak *RapidMiner*. *RapidMiner* memiliki kecepatan yang lebih unggul dari pada perangkat *data mining* lain [12]. Tahapan algoritma dari teknik *association rule* adalah sebagai berikut [13]:

1. Tentukan *minimum support*.
2. Iterasi 1 : hitung *item-item* dari *support* (transaksi yang memuat seluruh *item*) sesuai dengan rumus (1) dengan memindai *database* untuk 1-*itemset*, setelah 1-*itemset* didapatkan, dari 1-*itemset* apakah di atas *minimum support*, apabila telah memenuhi *minimum support*, 1-*itemset* tersebut akan menjadi pola *frequent* tinggi.

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A}{\text{Total transaksi}} \quad (1)$$

3. Iterasi 2 : untuk mendapatkan 2-*itemset*, harus dilakukan kombinasi dari *k-itemset* sebelumnya dengan menggunakan rumus (2), kemudian pindai *database* lagi untuk hitung *item-item* yang memuat *support*. *Itemset* yang memenuhi *minimum support* akan dipilih sebagai pola *frequent* tinggi dari kandidat.

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

4. Tetapkan nilai *k-itemset* dari *support* yang telah memenuhi *minimum support* dari *k-itemset*.
5. Lakukan proses untuk iterasi selanjutnya hingga tidak ada lagi *k-itemset* yang memenuhi *minimum support*.
6. Hitung nilai *confidence* dan buat tabel asosiasi sesuai dengan rumus (3).

$$Confidence P(B/A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

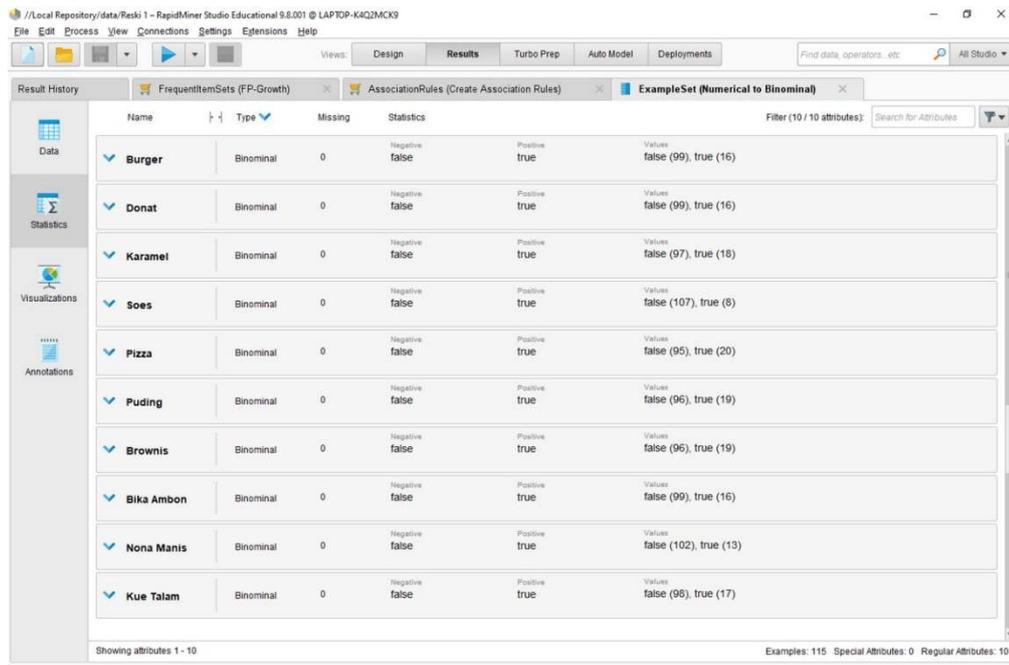
Hasil dan Pembahasan

Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* ini terdapat dua tahap yang dilakukan yaitu, tahap *missing value* dan tahap transformasi data.

Missing value

Hasil pengamatan yang dilakukan dengan bantuan *RapidMiner* pada data transaksi Ghayas Cake & Bakery dilakukan dengan menampilkan statistik deskriptif. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Statistik deskriptif dari data transaksi Ghiyas Cake & Bakery

Hasil rangkuman statistik deskriptif yang ditampilkan pada Gambar 1 dari *RapidMiner* menunjukkan nilai 0 pada kolom *missing value*. Hal tersebut menunjukkan tidak ditemukan *missing value* atau data transaksi yang kosong. Hal ini menunjukkan bahwa dalam memasukkan data transaksi tidak terjadi kesalahan. Oleh karena itu data dapat dilanjutkan pada tahap selanjutnya yaitu tahap transformasi data.

Transformasi data

Tahap ini dilakukan transformasi data yang bertujuan untuk mengubah data asli menjadi data yang siap diolah. Data yang ditransformasikan adalah data-data yang bentuknya masih jumlah transaksi. Sebagian dari hasil transformasi data menjadi *frequent item* yang dapat dilihat pada Tabel 1. Setelah dibentuk ke dalam *itemset* maka selanjutnya kita dapat melanjutkan ke tahap pengolahan data.

Tabel 1. Transformasi data transaksi

Burger	Donat	Karamel	Soes	Pizza	Puding	Brownis	Bika ambon	Nona manis	Kue talam
1	0	1	0	0	0	1	0	0	0
0	1	0	1	0	0	0	1	0	1
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
0	1	0	1	0	1	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0

Burger	Donat	Karamel	Soes	Pizza	Puding	Brownis	Bika ambon	Nona manis	Kue talam
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Hasil Pemodelan Association Rule

Pola frekuensi tinggi

Proses pembentukan C_1 atau disebut dengan 1 *itemset* dengan jumlah *minimum support* = 15% (0,15) sesuai dengan rumus (1) dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembentukan 1 *itemset*

Size	Itemset	Support
1	Pizza	0,174
1	Brownis	0,165
1	Puding	0,165
1	Karamel	0,157
1	Kue Talam	0,148
1	Bika Ambon	0,139
1	Burger	0,139
1	Donat	0,139
1	Nona Manis	0,113
1	Soes	0,070

Aturan dengan *support* atau *confidence* tinggi, dan biasanya keduanya merupakan aturan yang diharapkan. Aturan yang kuat adalah aturan yang memenuhi atau melampaui kriteria dukungan dan kepercayaan minimum tertentu oleh peneliti [14]. Hasil pencarian nilai *support* dapat dilihat 4 *item* yang memenuhi syarat *minimum support* =15% yaitu Pizza sebesar 0,174; Brownis sebesar 0,165; Puding sebesar 0,165; dan Karamel sebesar 0,157. Artinya hasil dari pembentukan 1 *itemset* yang memenuhi nilai *minimum support* adalah Pizza, Brownis, Puding dan Karamel dengan nilai *support* lebih dari 15%. Proses pembentukan C_2 atau disebut dengan 2 *itemset* dengan jumlah *minimum support* = 15% sesuai dengan rumus (2) dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pembentukan 2 *itemset*

Size	Itemset	Support
2	Pizza → Bika Ambon	0,035
2	Pizza → Burger	0,052
2	Brownis → Karamel	0,061
2	Brownis → Burger	0,052
2	Brownis → Donat	0,043
2	Puding → Kue Talam	0,035
2	Puding → Donat	0,035
2	Puding → Soes	0,035
2	Karamel → Burger	0,061
2	Karamel → Nona Manis	0,035
2	Kue Talam → Bika Ambon	0,043

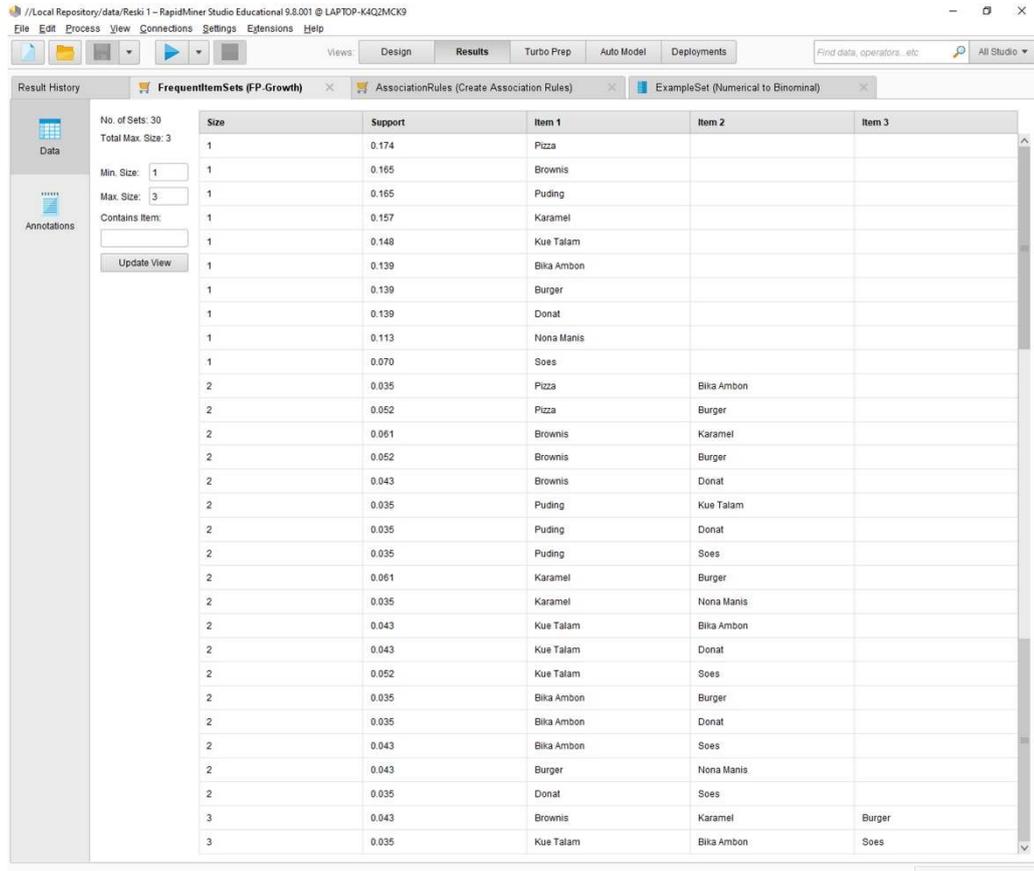
Size	Itemset	Support
2	Kue Talam → Donat	0,043
2	Kue Talam → Soes	0,052
2	Bika Ambon → Burger	0,035
2	Bika Ambon → Donat	0,035
2	Bika Ambon → Soes	0,043
2	Burger → Nona Manis	0,043
2	Donat → Soes	0,035

Hasil pencarian nilai *support* kombinasi 2 *itemset* sesuai dengan rumus (2), tidak mencapai atau memenuhi *minimum support* 15% maka proses perhitungan berhenti. Proses pembentukan C_3 atau disebut dengan 3 *itemset* dengan jumlah *minimum support* = 15%.

Tabel 4. Pembentukan 4 *itemset*

Size	Itemset	Support
3	Brownis → Karamel → Burger	0,043
3	Kue Talam → Bika Ambon → Soes	0,035

Hasil pencarian nilai *support* kombinasi 3 *itemset* pada Tabel 4 tidak mencapai atau memenuhi minimal *support* 15% maka proses perhitungan berhenti. Gambar 2 berikut ini merupakan hasil pemodelan data berdasarkan nilai *support* paling tinggi menggunakan bantuan *software RapidMiner*.



Gambar 2. Hasil pemodelan *association rule*

Berdasarkan hasil pemodelan menggunakan metode *association rule* maka terbentuklah *rule* akhir. Aturan asosiasi final dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Aturan asosiasi final

<i>Premises</i>	<i>Conclusion</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>LaPlace</i>	<i>Gain</i>	<i>p-s</i>	<i>Lift</i>	<i>Conviction</i>
Soes	Kue Talam	0,052	0,750	0,984	-0,087	0,042	5,074	3,409
Kue Talam, Bika Ambon	Soes	0,035	0,800	0,992	-0,052	0,032	11,500	4,652
Bika Ambon, Soes	Kue Talam	0,035	0,800	0,992	-0,052	0,028	5,412	4,261
Brownis, Burger	Karamel	0,043	0,833	0,992	-0,061	0,035	5,324	5,061

Tabel 5 menunjukkan hasil aturan asosiasi final ternyata *minimum support* 15% tidak terpenuhi, namun *minimum confidence* 70% sesuai dengan rumus (3), dan *lift ratio* memenuhi syarat. Transaksi dikatakan valid jika mempunyai nilai *lift/improvement* lebih dari 1, yang berarti bahwa dalam transaksi tersebut setiap item benar-benar dibeli secara bersamaan [15].

Pembahasan

Aturan asosiasi final pada Tabel 5 dapat diartikan bahwa aturan pertama menyatakan jika seseorang membeli Soes kemungkinan juga akan membeli Kue Talam dalam waktu yang bersamaan. *Premises* ini memiliki nilai *support* 5,2% dengan nilai *confidence* 75%. Nilai tersebut menjelaskan bahwa pembelian Soes sebenarnya dapat dianggap tidak cukup sering karena kurang dari 15%. Akan tetapi probabilitas Kue Talam dibeli saat Soes dibeli adalah sebesar 75% di mana lebih tinggi dari batas yang ditentukan yaitu 70%. Aturan kedua menunjukkan bahwa seseorang yang membeli Kue Talam dan Bika Ambon kemungkinan besar akan tertarik membeli Soes. *Premises* ini memiliki nilai *support* 3,5% dengan nilai *confidence* 80%. Kombinasi pembelian Kue Talam dan Bika Ambon dapat dianggap tidak cukup sering karena kurang dari batas yang ditentukan. Akan tetapi probabilitas Soes dibeli ketika Kue Talam dan Bika Ambon dibeli bersamaan mencapai 80% di mana lebih tinggi dari batas yang ditentukan.

Aturan ketiga adalah jika seseorang membeli Bika Ambon dan Soes maka kemungkinan besar akan membeli Kue Talam. *Premises* ini memiliki nilai *support* 3,5% dengan nilai *confidence* 80%. Kombinasi pembelian Bika Ambon dan Soes juga tidak cukup dianggap sering karena nilainya juga di bawah batas yang ditentukan. Akan tetapi probabilitas pembelian Kue Talam mencapai 80% di mana lebih tinggi dari batas yang ditentukan, apabila Bika Ambon dan Soes dibeli bersamaan. Selain itu jika seseorang membeli Brownis dan Burger berpeluang besar akan membeli Karamel. *Premises* ini memiliki nilai *support* 3,5% dengan nilai *confidence* 83%. Kombinasi Brownis dan Burger juga tidak dianggap sering karena juga kurang dari batas yang ditentukan. Akan tetapi probabilitas Karamel dibeli saat kombinasi Brownis dan Burger dibeli mencapai 83% di mana juga lebih dari batas yang ditentukan.

Penelitian terdahulu [2], [5], [15] telah mencoba menerapkan teknik *association rule* untuk mengetahui pola pembelian konsumen pada *convenient store* hanya untuk memperoleh fungsi sebagai dasar perancangan sistem informasi. Teknik ini juga pernah diterapkan pada usaha sejenis yaitu toko kue lapis bogor Sangkuriang tapi dengan hasil akhir yang juga sama yaitu pengembangan sistem informasi [6]. Penelitian terdahulu belum dapat memberikan kontribusi dalam penyusunan strategi pemasaran. Oleh karena

itu penelitian ini mengisi kekurangan tersebut dengan menghasilkan strategi berupa *cross selling* produk dan program *continuity marketing* dengan membangun keanggotaan.

Implikasi Manajerial

Strategi promosi yang harus dilakukan Ghiyas Cake & Bakery dalam meningkatkan penjualan produk ini adalah dengan cara melakukan inovasi-inovasi baru. Hal tersebut dapat dilakukan minimal setiap satu minggu sekali atau satu bulan sekali untuk menarik perhatian para konsumen agar aktivitas penjualan di perusahaan tersebut. Solusi untuk meningkatkan penjualan pada perusahaan tersebut adalah dengan memberikan *voucher* diskon. *Voucher* diskon bagi para konsumen berupa potongan harga dapat dilihat dari hasil aturan yang terbentuk dari hasil penelitian ini. Aturan yang terbentuk dapat digunakan sebagai dasar pelaksanaan strategi *cross selling*. *Cross selling* merujuk kepada pelanggan yang telah membeli produk tertentu mungkin juga bersedia membeli produk terkait [16]. Misalkan dari hasil aturan yang didapat diskon 30% untuk pembelian Soes dan Bika Ambon dengan minimal belanja Rp. 200.000 bisa juga dengan beli satu gratis satu beli satu Kue Talam maka gratis satu Soes.

Program *continuity marketing* biasanya berbentuk program kartu keanggotaan atau kartu loyalitas yang akan memungkinkan konsumen untuk menerima pelayanan khusus, diskon, dan poin untuk *upgrades*, serta menerima program penjualan silang [17]. Kartu anggota bagi pelaku usaha mampu memberikan profil konsumen yang dibutuhkan untuk proses pengambilan keputusan dan merekam pola beli produk konsumen [18]. Penerapan kartu anggota bagi pelanggan Ghiyas Cake & Bakery dapat diterapkan sebagai bagian dari strategi pemasaran defensif berupa peningkatan loyalitas pelanggan. Jika strategi dengan menggunakan kartu anggota diterapkan maka daya tarik anggota untuk membeli produk-produk Ghiyas Cake & Bakery akan tinggi. Hal ini dikarenakan setiap pembelian akan mendapatkan poin yang dikumpulkan dan kemudian akan ditukarkan untuk mendapatkan satu buah produk secara gratis bahkan akan mendapat keuntungan-keuntungan yang lebih besar lagi jika menggunakan kartu anggota. Terlebih lagi jika pembelannya dalam jumlah yang banyak untuk kegiatan-kegiatan besar seperti pernikahan, ulang tahun dan lain-lain. Cara tersebut diharapkan semakin meningkatkan penjualan setiap bulannya karena akan lebih menarik perhatian.

Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan yang telah dilakukan diperoleh beberapa pola pembelian konsumen. Pola pembelian konsumen di Ghiyas Cake & Bakery menggunakan teknik *data mining association rules* menghasilkan empat aturan asosiasi yaitu Soes → Kue Talam dengan nilai *confidence* 0,750; Kue Talam dan Bikan Ambon → Soes dengan nilai *confidence* 0,800; Bika Ambon dan Soes → Kue Talam dengan nilai *confidence* 0,800; dan Brownis dan Burger → Karamel dengan nilai *confidence* 0,833. *Rule* yang diperoleh menghasilkan beberapa rancangan strategi. Strategi promosi dan *marketing* berdasarkan pola pembelian konsumen pada Ghiyas Cake & Bakery adalah menggunakan kartu anggota dan *voucer* diskon sebagai penunjang promosi untuk meningkatkan penjualan. Penelitian lebih lanjut dengan metode dan algoritma yang sama peneliti dapat mengembangkannya ke dalam objek yang berbeda, dan dengan menggunakan *dataset* yang lebih besar. Dengan menggunakan *dataset* yang lebih besar, peneliti dapat menggunakan nilai *support* dan *confidence* yang bervariasi, sehingga dapat memperoleh banyak *association rules* antar *item*.

Daftar Pustaka

- [1] M. N. Lumintang, V. A. J. Masinambow, and E. N. Walewangko, "Analisis Pelaksanaan Pengadaan Barang Dan Jasa Secara Elektronik (E-Procurement) Di Lpse Kabupaten Minahasa Tenggara," *J. Pembangunan Ekon. dan Keuang. Drh.*, vol. 21, no. 1, pp. 105–121, 2020, [Online]. Available: <https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/jpekd/article/view/29224>.
- [2] H. Santoso, I. P. Hariyadi, and P. Prayitno, "Data Mining Analisa Pola Pembelian Produk Dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori," in *Semnasteknomedia Online*, 2016, vol. 4, no. 1, pp. 3–7–19, [Online]. Available: <https://ojs.amikom.ac.id/index.php/semnasteknomedia/article/view/1267>.
- [3] F. Marisa, "Educational Data Mining (Konsep dan Penerapan)," *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 91–93, 2013.
- [4] A. P. Natasuwarna, "Tantangan menghadapi era revolusi 4.0 - Big data and data mining," in *Seminar Nasional Hasil Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2019, pp. 23–27.
- [5] I. K. G. D. Gama, Adie Wahyudi Oktavia Putra and I. P. A. Bayupati, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menemukan Frequent Itemset Dalam Keranjang Belanja," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 15, no. 2, pp. 21–26, 2016, doi: 10.24843/mite.1502.04.
- [6] B. A. Najib and N. Suryani, "Penerapan Data Mining Terhadap Data Penjualan Lapis Bogor Sangkuriang Dengan Metode Algoritma Apriori," *J. Tek. Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 61–70, 2020, doi: 10.31294/jtk.v6i1.6765.
- [7] T. Tatik, "Analisis Pengambilan Keputusan Taktis Pelaku UMKM (Usaha Mikro, Kecil Dan Menengah) Di Masa Pandemi Covid'19," *Relasi J. Ekon.*, vol. 17, no. 1, pp. 165–180, 2021, doi: 10.31967/relasi.v17i1.416.
- [8] R. Hartati, "Pengaruh Kepuasan Dan Kualitas Pelayanan Karyawan 212 Mart Terhadap Loyalitas Konsumen (Studi Kasus Pada Konsumen 212 Mart Mutiara, Cibarusah – Bekasi)," *J. Al-fatih Glob. Mulia*, vol. 1, no. 2, p. 2019, 2019, [Online]. Available: <https://jurnalglobalmulia.or.id/index.php/alfatih/article/view/10>.
- [9] G. B. T. Atmojo, D. Wisadirana, and S. Muadi, "Pemberdayaan Masyarakat Dalam Pengembangan Produk Unggulan Daerah (Studi Pada Industri Kecil dan Menengah Batik di Desa Sumurgung Kecamatan Tuban – Kabupaten Tuban)," *Wacana*, vol. 19, no. 4, pp. 216–222, 2016.
- [10] R. Dzulkarnaen, "Perancangan Aplikasi Data Mining Market Basket Analysis Pada Apotek Permata dengan Metode Hybrid-Dimension Association Rules," *J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 67–72, 2020, doi: 10.47292/joint.v2i2.35.
- [11] N. Wandu, R. A. Hendrawan, and A. Mukhlason, "Pengembangan Sistem Rekomendasi Penelusuran Buku dengan Penggalan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Badan Perpustakaan dan Kearsipan Provinsi Jawa Timur)," *J. Tek. ITS*, vol. 1, no. 1, pp. A445–A449, 2012, [Online]. Available: <http://ejurnal.its.ac.id/index.php/teknik/article/view/1293>.
- [12] M. Faid, M. Jasri, and T. Rahmawati, "Perbandingan Kinerja Tool Data Mining Weka dan Rapidminer Dalam Algoritma Klasifikasi," *Teknika*, vol. 8, no. 1, pp. 11–16, 2019, doi: 10.34148/teknika.v8i1.95.
- [13] D. Fitriati and M. Hardiyanto, "Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Fp-Growth Untuk Mengetahui Pola Penggunaan Transportasi Online," in *Snatif*, 2018, p. 9.
- [14] D. T. Larose and C. D. Larose, *DISCOVERING KNOWLEDGE IN DATA An Introduction to Data Mining Second Edition Wiley Series on Methods and Applications in Data Mining*. 2014.
- [15] N. Rahmawati, Y. N. Nasution, and F. D. T. Amijaya, "Aplikasi Data Mining Market

- Basket Analysis untuk Menemukan Pola Pembelian di Toko Metro Utama Balikpapan,” *J. EKSPONENSIAL*, vol. 8, no. 1, pp. 1–8, 2017, [Online]. Available: <http://jurnal.fmipa.unmul.ac.id/index.php/exponensial/article/view/69>.
- [16] R. Q. Zhang, L. K. Zhang, W. H. Zhou, R. Saigal, and H. W. Wang, “The multi-item newsvendor model with cross-selling and the solution when demand is jointly normally distributed,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 236, no. 1, pp. 147–159, 2014, doi: 10.1016/j.ejor.2014.01.006.
- [17] M. L. Rizaldi and R. Hardini, “Pengaruh Kualitas Pelayanan, Brand Image Dan Customer Relationship Management Terhadap Loyalitas Pelanggan Indomaret Kelurahan Padurenan, Bekasi Timur,” *Oikonomia J. Manaj.*, vol. 14, no. 2, 2019, doi: 10.47313/oikonomia.v14i2.522.
- [18] N. T. M. Demoulin and P. Zidda, “On the impact of loyalty cards on store loyalty: Does the customers’ satisfaction with the reward scheme matter?,” *J. Retail. Consum. Serv.*, vol. 15, no. 5, pp. 386–398, 2008, doi: 10.1016/j.jretconser.2007.10.001.