

Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi
 Jl. Ahmad Yani, K.M. 33,5 - Kampus STMIK Banjarbaru
 Loktabat – Banjarbaru (Tlp. 0511 4782881), e-mail: puslit.stmikbjb@gmail.com
 e-ISSN: 2685-0893
 p-ISSN: 2089-3787

Implementasi Algoritma *Apriori* Untuk Analisis Pola Pembelian Produk Donat Bolong

Natasya Adi Pradipta^{1*}, Rr. Dewi Handayani Untari N²

Teknik Informatika, Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: pradiptanatasya4@gmail.com

Abstract

The lack of clear understanding of sales patterns and consumer preferences in Semarang donut bolong shops is an obstacle in optimizing sales strategies and product stock management. The availability of sales transaction data offers great potential to gain valuable insights, however, the lack of sophisticated analytical tools often makes it difficult to unearth relevant information. By using the Apriori algorithm, it can be used to predict consumer behavior and market trends. By detecting common purchasing patterns, retailers can create more effective sales strategies, optimize product stock and improve customer experience. The results of the research with a minimum support of 30% and a minimum of frequent item set 3, the highest support value of 45% was obtained, namely Oreo, Taro with a confidence value of 100%, then Taro, Tiramisu, where a support value of 30% resulted in 86% confidence and the lowest was Taro, the cheese that having a support value of 20% produces 29% confidence.

Keyword: *Apriori Algorithm; Data Mining; Prediction*

Abstrak

Tidak jelasnya pemahaman terhadap pola penjualan dan preferensi konsumen di toko donat bolong Semarang menjadi kendala dalam mengoptimalkan strategi penjualan dan pengelolaan persediaan produk. Ketersediaan data transaksi penjualan menawarkan potensi besar untuk mendapatkan wawasan yang berharga, namun, kurangnya alat analisis yang canggih sering kali membuat sulit untuk menggali informasi yang relevan. Dengan menggunakan algoritma *Apriori* maka dapat digunakan untuk meramalkan perilaku konsumen dan tren pasar. Dengan mendeteksi pola pembelian yang umum, peritel dapat membuat strategi penjualan yang lebih efektif, mengoptimalkan persediaan produk, dan meningkatkan pengalaman pelanggan. Hasil penelitian dengan minimal *support* 30% dan minimal *frequent item set* 3 maka didapat nilai *support* tertinggi 45% yaitu pada oreo dan taro dengan nilai *confidence* 100%. Selanjutnya taro dan tiramisu dimana nilai *support* 30% menghasilkan *confidence* 86% dan yang terendah taro dan keju yang memiliki nilai *support* 20% menghasilkan *confidence* 29%.

Kata kunci: *Algoritma Apriori; Data Mining; Prediksi*

1. Pendahuluan

Perusahaan Donat Bolong Semarang bergerak dalam produksi dan penjualan donat, menghadapi persaingan yang semakin ketat di industri makanan. Untuk meningkatkan penjualan dan mempertahankan pangsa pasar, perusahaan perlu mengambil langkah-langkah strategis [1], di era globalisasi setiap perusahaan dituntut untuk memahami dan mengerti apa yang menjadi keinginan konsumen agar dapat mengikuti perubahan dalam persaingan bisnis kuliner yang ada saat ini. Salah satu jenis makanan yang sedang populer dan digemari oleh konsumen adalah bisnis makanan cepat saji [2]. Pengusaha donat bolong tidak saja harus mampu menjual produk dan jasanya, tetapi juga harus mempunyai kemampuan untuk mengerti dan memahami selera konsumen karena konsumen merupakan salah satu penentu kelangsungan hidup suatu usaha, tanpa konsumen, perusahaan tidak punya tujuan untuk memasarkan barang atau jasanya [3]. Permasalahan yang sering timbul yaitu sering sekali penjualan donat yang diinginkan konsumen tidak ada atau habis karena tidak memperhatikan *stok*, donat bolong tidak memanfaatkan data transaksi penjualan yang ada dan biasanya data transaksi penjualan tersebut hanya menjadi arsip yang tidak dimanfaatkan. Hal ini tentu menjadi

kerugian bagi toko donat bolong, disebabkan persediaan donat di toko tidak terkontrol dengan baik [4].

Dalam mengatasi tantangan ini, data transaksi penjualan terbukti berharga, dan penerapan teknik data mining [5]. Data Mining merupakan suatu proses penggalian data atau penyaringan data dengan memanfaatkan kumpulan data melalui serangkaian proses untuk mendapatkan informasi yang berharga dari data tersebut [6]. Khususnya efektif untuk menangani dataset besar dengan menerapkan data mining berbasis aturan asosiasi [7]. Data mining melakukan pengklasifikasian, memprediksi, memperkirakan dan mendapatkan informasi lain yang bermanfaat [8], perusahaan dapat mengidentifikasi produk donat yang paling disukai. Penggunaan data mining dan algoritma *Apriori* secara khusus bertujuan untuk meningkatkan penjualan produk dengan memahami pola pembelian konsumen. Dalam proses data mining, terdapat beberapa algoritma atau metode, dan salah satunya adalah algoritma *Apriori* yang termasuk dalam kategori aturan asosiasi dalam data mining. Algoritma *Apriori* memiliki tujuan untuk mengidentifikasi frequent itemset dalam sebuah dataset. Proses algoritma *Apriori* melibatkan pencarian aturan *Apriori* yang memenuhi persyaratan minimum untuk *support* dan *confidence* [9]. Metode ini sering diterapkan dalam analisis data transaksi atau disebut juga market basket, terutama karena pemilik toko dapat mengidentifikasi pola pembelian konsumen. Penerapan teknik data mining ini diharapkan dapat mempercepat proses pencarian varian rasa donat dan memenuhi kebutuhan pelanggan. Dengan demikian, penjual dapat merancang strategi penjualan yang lebih efektif untuk meningkatkan keuntungan [10], dibutuhkan sebuah metode atau teknik yang dapat merubah tumpukan data tersebut menjadi sebuah informasi yang berharga yang bermanfaat untuk pengambilan keputusan bisnis dengan menggunakan perhitungan data dengan algoritma *Apriori* [11].

Penelitian ini, berjudul “Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Data Mining dengan Algoritma *Apriori* pada Donat Bolong Semarang” bertujuan untuk menentukan pola pembelian konsumen berdasarkan produk terlaris, memprediksi kombinasi itemset berdasarkan data penjualan. Metode ini memudahkan perusahaan dalam merancang strategi penjualan dengan menempatkan produk yang sering dibeli bersamaan. Sehingga, pencarian produk menjadi lebih cepat dan efisien, menyederhanakan proses penjualan secara keseluruhan bagi Perusahaan Donat Bolong Semarang.

2. Tinjauan Pustaka

Pertama, penelitian yang berjudul “Penerapan Data Mining Dengan Algoritma *Apriori* Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen” yang dilakukan di Mini Market Tanaka Mart Padang. Penerapan data mining digunakan untuk menganalisis pola pembelian konsumen dengan algoritma *Apriori*. Algoritma *Apriori* pada teknik data mining sangat efisien dalam mempercepat proses pembentukan pola kombinasi items dengan melihat *support* dan *confidence* tertinggi. Sedangkan data mining bermanfaat untuk mengumpulkan data dengan ukuran yang cukup besar, data tersebut digali untuk mendapatkan informasi yang sangat berharga dalam mengambil keputusan untuk mempersiapkan stok barang nantinya yang dapat menunjang bisnis perusahaan tersebut [12].

Kedua, penelitian yang berjudul “Analisis Pola Pembelian Konsumen Pada Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma *Apriori*” pada penelitian ini peneliti ingin mendapatkan pola penjualan dan pembelian produk maka peneliti menggunakan algoritma *apriori* dengan aturan asosiasi. Dengan menggunakan Minimum *Support* 30% dari jumlah data transaksi dengan *confidence* 70% untuk asosiasi antar produk. Tujuan peneliti ialah untuk mendapatkan suatu informasi mengenai pola pembelian konsumen yang dimana informasi ditujukan untuk membantu owner dalam membuat suatu keputusan bisnis dengan menggunakan teknik data mining, tepatnya menggunakan teknik algoritma *Apriori* dan *association rule*. Analisis tersebut dibantu dengan menggunakan suatu aplikasi berbasis web [13].

Ketiga, sebuah penelitian yang berjudul “Penerapan Algoritma *FP-Growth* Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada AHASS Cibadak” pada penelitian ini, peneliti memanfaatkan arsip perusahaan yang tidak diketahui akan diapakan kedepannya. Tujuan peneliti ingin menentukan pola pembelian konsumen dengan menggunakan salah satu algoritma asosiasi yaitu *FP-Growth* dengan data transaksi penjualan di PT. Selamat Lestari Mandiri Cibadak. Dengan memanfaatkan data transaksi penjualan yang memiliki 13 atribut dan

216 catatan sehingga PT. Selamat Lestari Mandiri Cibadak akan mengetahui suku cadang mana yang banyak dibeli secara simultan serta bersamaan dan membantu dalam pemesanan suku cadang pada kantor pusat [14]

Keempat, menyajikan penelitian dengan judul “Pola Pembelian Konsumen Terhadap Produk UMKM Martista Ikhsan Dengan Algoritma *Naïve Bayes*” pada penelitian ini peneliti menemukan bahwa pada product UMKM Martista Ikhsan belum melakukan sebuah inovasi baru baik dalam hal produk, kemasan dan penjualan yang lebih luas hal ini disebabkan karena pemilik usaha belum melihat secara detail tentang bagaimana pola pembelian konsumen dan apa yang sedang tren dipasaran menyangkut produk kuliner. Maka peneliti melakukan penelitian dengan menerapkan data mining dengan algoritma kapal Bayesien pada penelitian ini dengan tujuan untuk mengetahui pola pembelian konsumen produk UMKM. Peneliti menemukan 88 % prediksi yang benar dan 12 % prediksi yang salah Di mana dari 25 data Penjualan UKKM Martista Ikhsan, ada sebanyak 22 data Penjualan berhasil diklasifikasikan dengan benar dan sebanyak 3 data Penjualan tidak berhasil diklasifikasikan. Hasil penelitian ini diperoleh persentase untuk *Correctly Classified Instance* adalah sebesar 88.00 % sementara persentase untuk *Incorrectly Classified Instance* adalah sebesar 12.00 % [15].

Dari beberapa penelitian terkait sebelumnya dapat disimpulkan bahwa penelitian tentang analisa pola pembelian konsumen menggunakan algoritma apriori sudah pernah dilakukan, pada dasarnya menerapkan algoritma *Apriori* bertujuan untuk mengidentifikasi pola penjualan makanan yang paling tinggi, dengan maksud dapat meramalkan kombinasi paling umum dari itemset berdasarkan data penjualan. Melalui pendekatan ini, diharapkan terbentuk gambaran asosiasi dari kombinasi item, yang nantinya akan membantu penjual dalam merancang strategi penjualan. Dengan menempatkan makanan dengan rasa yang sering dibeli bersamaan dalam daftar menu, metode ini dapat mendukung penjual dalam mengelola penjualan dengan lebih efektif. Selain itu, penyusunan tata letak berdasarkan pola asosiasi juga dapat membantu penjual mengorganisir variasi rasa pudding moiaa yang sering dibeli secara bersamaan. Hal ini diharapkan dapat mempercepat dan memudahkan pencarian variasi rasa yang diinginkan oleh pelanggan.

3. Metodologi

3.1 Perencanaan Kebutuhan Data

Donat sebagai salah satu kue yang sudah menjamur di Indonesia tidak dipungkiri jika banyak yang sudah mengenali dan suka dengan donat. Varian rasa yang ditawarkan pun juga bermacam-macam mulai dari classic, stroberi, oreo, taro, tiramisu, messes, coklat, keju, martabak, greentea almond, vanilla almond, creame brulee, sugar ice pack, classic pack, exclusive, dan frozen pack.

3.2 Data Transaksi Penjualan

Pada penelitian ini peneliti menganalisis pola pembelian konsumen menggunakan data mining dengan algoritma *apriori* pada Donat Bolong Semarang. Dengan memanfaatkan data transaksi penjualan donat di Donat Bolong Semarang yang tercatat dalam database transaksi penjualan donat bulan Januari 2023 sampai April 2023, yang terdiri 120 transaksi. Sedangkan jumlah sampel yang digunakan sebanyak 20 transaksi di bulan Januari 2023.

Tabel 1. Data Transaksi

ID Transaksi	Items
PJ0002	keju,oreo,taro,tiramisu,cokelat
PJ0003	classic,stroberi,martabak
PJ0004	cokelat,taro,messes
PJ0005	tiramisu,oreo,stroberi,taro
PJ0006	sugar ice pack,exclusive,frozen pack
PJ0007	greentea almond,vanila almond,keju,taro
PJ0008	martabak,keju,cokelat,messes,tiramisu,classic
PJ0009	oreo,taro,tiramisu
PJ0010	greentea almond,vanila almond,creame brulee

ID Transaksi	Items
PJ0011	stroberi,oreo,taro
PJ0012	messes,cokelat,oreo,taro,stroberi
PJ0013	greentea almond,vanila almond,taro
PJ0014	sugar ice pack,exclusive,frozen pack
PJ0015	cokelat,taro,messes
PJ0016	keju,oreo,taro,tiramisu,cokelat
PJ0017	sugar ice pack,exclusive,frozen pack
PJ0018	cokelat,taro,messes
PJ0019	keju,oreo,taro,tiramisu,cokelat
PJ0020	tiramisu,oreo,stroberi,taro
PJ0021	messes,cokelat,oreo,taro,stroberi

3.3 Metode Apriori

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Apriori*. Algoritma *Apriori* akan menganalisis pola frekuensi tertinggi yang digunakan untuk mencari keterkaitan atau kombinasi itemset yang sesuai dengan syarat minimum *support* dari nilai *support*. Untuk menghitung nilai *support* dengan satu item, digunakan formula 1.

$$Support(A) = \sum \frac{Transaksi\ mengandung\ A}{Transaksi\ total} \times 100 \dots\dots\dots (1)$$

Cara menghitung nilai *support* dengan menggunakan dua item *support* dapat dilihat pada formula 2.

$$Support(A, B) = \sum \frac{Transaksi\ mengandung\ A, B}{Transaksi} \times 100 \dots\dots\dots (2)$$

Tahap selanjutnya yaitu melakukan proses pembentukan aturan asosiasi sesuai dengan syarat minimum *confidence* yang ditentukan. Proses pembentukan aturan asosiasi dilakukan dengan pola kombinasi itemset yang terbentuk dan nilai *support* yang sudah ditemukan sebelumnya. Selanjutnya menghitung nilai *confidence* sesuai dengan aturan asosiasi yang telah terbentuk maka dapat menggunakan formula 3 berikut:

$$Confidence(A, B) = \sum \frac{Transaksi\ mengandung\ A, B}{Transaksi} \times 100 \dots\dots\dots (3)$$

Sedangkan jika menggunakan 3 itemset maka cara menghitungnya dapat dilihat pada formula 4 berikut:

$$Confidence(A, B, C) = \sum \frac{Transaksi\ mengandung\ A, B, C}{Transaksi\ A, C} \times 100 \dots\dots\dots (4)$$

Setelah 2 itemset dan 3 itemset telah terbentuk terlebih dahulu, maka tahapan selanjutnya melakukan pengujian dengan menggunakan perhitungan *expected confidence* pada formula 5, yang dilanjutkan dengan menghitung lift ratio pada formula 6. Perhitungan lift ratio dilakukan agar dapat mengetahui apakah aturan asosiasi tersebut kuat atau tidak maka dihitunglah kembali dengan nilai lift ratio.

$$Expected\ Confidence = \sum \frac{Transaksi\ mengandung\ B}{Transaksi} \dots\dots\dots (5)$$

$$Lift\ Ratio = \sum \frac{Confidence(A, B)}{Expected\ Confidence} \dots\dots\dots (6)$$

4. Hasil dan Pembahasan

Data yang diperoleh dari transaksi donat dengan berbagai varian di normalisasi dengan menghilangkan tanggal transaksi menjadi hanya field id transaksi dan items untuk mengklasifikasi varian rasa sesuai dengan yang sudah ditentukan.

Tabel 2. Tab Tabular Data Transaksi

NO	ID TRANSAKSI	CLASSIC	CLASSICPACK	COKELAT	CREAME BRULEE	EXCLUSIVE	FROZENPACK	GREENTEA ALMOND	KEJU	MARTABAK	MESSES	OREO	STROBERI	SUGAR ICE PACK	TARO	TIRAMISU	VANILA ALMOND
1	PJ0002	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0
2	PJ0003	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
3	PJ0004	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
4	PJ0005	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0
5	PJ0006	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6	PJ0007	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1
7	PJ0008	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0
8	PJ0009	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	1	0
9	PJ0010	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
10	PJ0011	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0
11	PJ0012	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0
12	PJ0013	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1
13	PJ0014	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
14	PJ0015	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
15	PJ0016	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0
16	PJ0017	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
17	PJ0018	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
18	PJ0019	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	0
19	PJ0020	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	0
20	PJ0021	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0
Jumlah Item		2	0	9	1	3	3	3	5	2	6	9	6	3	14	7	3

Setelah mendapatkan jumlah variable item langkah kedua adalah dengan menghitung nilai *Support* (A) dengan rumus klasifikasi item set dibawah ini:

$$Support\ (A) = \sum \frac{Transaksi\ mengandung\ A}{Transaksi\ total} \times 100$$

Penjelasan rumus diatas adalah jumlah transaksi yang mengandung item A dibagi dengan jumlah transaksi, peneliti memanfaatkan 20 data transaksi lalu dikali dengan 100, dengan jumlah minimum *support*=30% dan nilai $\Phi=3$ maka akan didapatkan nilai *Support* (A) maka hasil yang didapat adalah seperti pada table 3 berikut ini:

Tabel 3. Tabel Hasil Perhitungan Minimum *Support*

Item	\sum Transaksi 1 Item Set	Support Item	Support (%)
Classic	2	$2/20 = 0.1$	10%
Classic Pack	0	$0/20 = 0$	0%
Cokelat	9	$9/20 = 0.45$	45%
Creame Brulee	1	$1/20 = 0.05$	5%
Exclusive	3	$3/20 = 0.15$	15%
Frozen Pack	3	$3/20 = 0.15$	15%
Greentea Almond	3	$3/20 = 0.15$	15%
Keju	5	$5/20 = 0.25$	25%
Martabak	2	$2/20 = 0.1$	10%
Messes	6	$6/20 = 0.3$	30%
Oreo	9	$9/20 = 0.45$	45%
Stroberi	6	$6/20 = 0.3$	30%
Sugar Ice Pack	3	$3/20 = 0.15$	15%
Taro	14	$14/20 = 0.7$	70%
Tiramisu	7	$7/20 = 0.35$	35%
Vanila Almond	3	$3/20 = 0.15$	15%

Dengan ketentuan minimum *support* adalah 30% maka didapat 7 variable yang ada pada tabel 4 dan untuk variable yang tidak memenuhi minimum *support* 30% maka otomatis akan dieliminasi.

Tabel 4. Tabel Final Hasil *Support* Dari Setiap *Item*

NO	ITEM	\sum TRANSAKSI 1 ITEM SET	SUPPORT (%)
1	Cokelat	9	45%
2	Keju	5	25%
3	Messes	6	30%
4	Oreo	9	45%
5	Stroberi	6	30%
6	Taro	14	70%
7	Tiramisu	7	35%

Karena sudah ditetapkan minimal *support item* 30% maka nilai *support* yang di atas 30% dapat di masukkan dan nilai $\Phi = 3$. Maka produk keju dapat dimasukkan karena memiliki nilai $\Phi = 5$. Setelah mendapatkan data klasifikasi 1 itemset maka dilanjutkan untuk klasifikasi 2 itemset.

Untuk mendapatkan nilai dengan menggabungkan nilai dari kombinasi 2 itemset, jika jumlah dua itemset bernilai 1 1 maka nilai dari dua itemset adalah "Y" jika hasilnya 1 0 maka hasilnya adalah "N". Selanjutnya jumlah nilai "Y" dijumlah dan dibagi dengan jumlah transaksi lalu dikalikan 100. Berikut ini adalah tabel kombinasi 2 itemset yang digunakan untuk mendapatkan hasil dari 2 item set / support(A,B).

Tabel 5. Tabel Perhitungan *Confidence* Item Taro Tiramisu

Id Transaksi	Taro	Tiramisu	2 Item Set
PJ0002	1	1	Y
PJ0003	0	0	N
PJ0004	1	0	N
PJ0005	1	1	Y
PJ0006	0	0	N
PJ0007	1	0	N
PJ0008	0	1	N
PJ0009	1	1	Y
PJ0010	0	0	N
PJ0011	1	0	N
PJ0012	1	0	N
PJ0013	1	0	N
PJ0014	0	0	N
PJ0015	1	0	N
PJ0016	1	1	Y
PJ0017	0	0	N
PJ0018	1	0	N
PJ0019	1	1	Y
PJ0020	1	1	Y
PJ0021	1	0	N
\sum Transaksi 2 ITEM SET			6
Support			30%

Setelah melakukan perhitungan pembentukan 2 Itemset maka jumlah minimum *support* yang dimasukkan adalah 30%, jika tidak memenuhi minimum *support* maka dieliminasi, dapat dilihat pada tabel 6 sebagai berikut :

Tabel 6. Perhitungan Final 2 Item Set / *Support (A, B)*

NO	ITEM	\sum Transaksi 2 ITEM SET	Support	SUPPORT (%)
1	Cokelat,Keju	4	$4/20 = 0.2$	20%
2	Cokelat Messes	6	$6/20 = 0.3$	30%
3	Cokelat Oreo	5	$5/20 = 0.25$	25%
4	Cokelat Stroberi	2	$2/20 = 0.1$	10%
5	Cokelat Taro	8	$8/20 = 0.4$	40%

NO	ITEM	\sum Transaksi 2 ITEM SET	Support	SUPPORT (%)
6	Cokelat Tiramisu	4	4/20 = 0.2	20%
7	Keju,Messes	1	1/20 = 0.05	5%
8	Keju,Oreo	3	3/20 = 0.15	15%
9	Keju,Stroberi	0	0/20 = 0	0%
10	Keju,Taro	4	4/20 = 0.2	20%
11	Keju,Tiramisu	4	4/20 = 0.2	20%
12	Messes Oreo	2	2/20 = 0.1	10%
13	Messes Stroberi	2	2/20 = 0.1	10%
14	Messes Taro	5	5/20 = 0.25	25%
15	Messes Tiramisu	1	1/20 = 0.05	5%
16	Oreo Stroberi	5	5/20 = 0.25	25%
17	Oreo Taro	9	9/20 = 0.45	45%
18	Oreo Tiramisu	6	6/20 = 0.3	30%
19	Stroberi Taro	5	5/20 = 0.25	25%
20	Stroberi Tiramisu	2	2/20 = 0.1	10%
21	Taro Tiramisu	6	6/20 = 0.3	30%

Bahwa dari hasil perhitungan 2 itemset pada tabel 6 yang tidak memenuhi minimum *support* 30% maka akan di eliminasi, dapat terlihat pada tabel 7 berikut:

Tabel 7. Kombinasi 2 Itemset

Kombinasi Produk	Support(%)
Cokelat,Messes	30%
Cokelat,Taro	40%
Oreo,Taro	45%
Oreo,Tiramisu	30%
Taro,Tiramisu	30%

Dari hasil perhitungan 2 itemset maka pencarian nilai *support* dihentikan karena sudah menemukan frekuensi tinggi dari nilai *support* dan dilanjutkan dengan menghitung nilai *confidence*.

Tabel 8. Final Perhitungan 2 Itemset

KOMBINASI	JUMLAH	ATURAN	SUPPORT	CONFIDENCE
COKELAT,KEJU	4	Jika membeli Cokelat, maka membeli Keju	20%	$4/9 \times 100\% = 44,44\%$
		Jika membeli Keju, maka membeli Cokelat		$4/5 \times 100\% = 80\%$
COKELAT,MESSSES	6	Jika membeli Cokelat, maka membeli Messes	30%	$6/9 \times 100\% = 67\%$
		Jika membeli Messes, maka membeli Cokelat		$6/6 \times 100\% = 100\%$
COKELAT,OREO	5	Jika membeli Cokelat, maka membeli Oreo	25%	$5/9 \times 100\% = 56\%$
		Jika membeli Oreo, maka membeli Cokelat		$5/9 \times 100\% = 56\%$
COKELAT,STROBERI	2	Jika membeli Cokelat, maka membeli Stroberi	10%	$2/9 \times 100\% = 22,22\%$
		Jika membeli Stroberi, maka membeli Cokelat		$2/6 \times 100\% = 33,33\%$
COKELAT,TARO	8	Jika membeli Cokelat, maka membeli Taro	40%	$8/9 \times 100\% = 89\%$
		Jika membeli Taro, maka membeli Cokelat		$8/14 \times 100\% = 57,14\%$
COKELAT,TIRAMISU	4	Jika membeli Cokelat, maka	20%	$4/9 \times 100\% =$

KOMBINASI	JUMLAH	ATURAN	SUPPORT	CONFIDENCE
		membeli Tiramisu		44,44%
		Jika membeli Tiramisu, maka membeli Cokelat		$4/7 \times 100\% = 57,14\%$
KEJU,MESSSES	1	Jika membeli Keju, maka membeli Messses	5%	$1/5 \times 100\% = 20\%$
		Jika membeli Messses, maka membeli Keju		$1/6 \times 100\% = 17\%$
KEJU,OREO	3	Jika membeli Keju, maka membeli Oreo	15%	$3/5 \times 100\% = 60\%$
		Jika membeli Oreo, maka membeli Keju		$3/9 \times 100\% = 33,33\%$
KEJU,STROBERI	0	Jika membeli Keju, maka membeli Stroberi	0%	$0/5 \times 100\% = 0\%$
		Jika membeli Stroberi, maka membeli Keju		$0/6 \times 100\% = 0\%$
KEJU,TARO	4	Jika membeli Keju, maka membeli Taro	20%	$4/5 \times 100\% = 80\%$
		Jika membeli Taro, maka membeli Keju		$4/14 \times 100\% = 29\%$
KEJU,TIRAMISU	4	Jika membeli Keju, maka membeli Tiramisu	20%	$4/5 \times 100\% = 80\%$
		Jika membeli Tiramisu, maka membeli Keju		$4/7 \times 100\% = 57,14\%$
		Jika membeli Messses, maka membeli Oreo	10%	$2/6 \times 100\% = 33,33\%$
MESSSES,OREO	2	Jika membeli Messses, maka membeli Oreo	10%	$2/6 \times 100\% = 33,33\%$
		Jika membeli Oreo, maka membeli Messses		$2/9 \times 100\% = 22,22\%$
MESSSES,STROBERI	2	Jika membeli Messses, maka membeli Stroberi	10%	$2/6 \times 100\% = 33,33\%$
		Jika membeli Stroberi, maka membeli Messses		$2/6 \times 100\% = 33,33\%$
MESSSES,TARO	5	Jika membeli Messses, maka membeli Taro	25%	$5/6 \times 100\% = 83,33\%$
		Jika membeli Taro, maka membeli Messses		$5/14 \times 100\% = 36\%$
MESSSES,TIRAMISU	1	Jika membeli Messses, maka membeli Tiramisu	5%	$1/6 \times 100\% = 17\%$
		Jika membeli Tiramisu, maka membeli Messses		$1/7 \times 100\% = 14,28\%$
OREO,STROBERI	5	Jika membeli Oreo, maka membeli Stroberi	25%	$5/9 \times 100\% = 56\%$
		Jika membeli Stroberi, maka membeli Oreo		$5/6 \times 100\% = 83,33\%$
OREO,TARO	9	Jika membeli Oreo, maka membeli Taro	45%	$9/9 \times 100\% = 100\%$
		Jika membeli Taro, maka membeli Oreo		$9/14 \times 100\% = 64,28\%$
OREO,TIRAMISU	6	membeli Tiramisu	30%	$6/9 \times 100\% = 67\%$
		Jika membeli Tiramisu, maka membeli Oreo		$6/7 \times 100\% = 86\%$
STROBERI,TARO	5	Jika membeli Stroberi, maka membeli Taro	25%	$5/6 \times 100\% = 83,33\%$
		Jika membeli Taro, maka membeli Stroberi		$5/14 \times 100\% = 36\%$
STROBERI,TIRAMISU	2	Jika membeli Stroberi, maka membeli Tiramisu	10%	$2/6 \times 100\% = 33,33\%$

KOMBINASI	JUMLAH	ATURAN	SUPPORT	CONFIDENCE
TARO,TIRAMISU	6	membeli Tiramisu Jika membeli Tiramisu, maka membeli Taro	30%	$6/7 \times 100\% = 86\%$

Setelah perhitungan *confidence* maka didapat asosiasi final seperti pada tabel 9 sebagai berikut:

Tabel 9. Table Perhitungan Confidence

Rule	Confidence
Jika membeli oreo, maka akan membeli taro	100%
Jika membeli taro, maka akan membeli oreo	64,28%

Hasil akhir *confidence 2 Itemset* dari perhitungan *confidence* maka dapat di artikan bahwa “Jika membeli coklat, maka akan membeli taro” sangat diminati oleh banyak orang karena memiliki hasil perkalian yang paling besar karena merupakan rule yang digunakan pada saat penjualan. Maka dapat ditarik kesimpulan jika melakukan persediaan Oreo maka juga melakukan persediaan *stock* Taro.

Tabel 10. Tabel Confidence Dengan Nilai Kondisi

Kondisi	Confidence (%)
Nilai MIN CONFIDENCE	33,33%
Nilai MID CONFIDENCE	86%
Nilai MAX CONFIDENCE	100%

Hasil Akhir pengujian diperoleh Nilai *Support* dan *Confidence View* yang ditunjukkan pada Gambar 1.



	Rule	Support	Confidence
0	['cokelat'] -> ['taro']	40.83%	89.09%
1	['taro'] -> ['cokelat']	40.83%	49.49%
2	['keju'] -> ['taro']	32.5%	86.67%
3	['taro'] -> ['keju']	32.5%	39.39%
4	['oreo'] -> ['taro']	47.5%	100.0%
5	['taro'] -> ['oreo']	47.5%	57.58%
6	['taro'] -> ['tiramisu']	32.5%	39.39%
7	['tiramisu'] -> ['taro']	32.5%	86.67%

Gambar 1 Tampilan Hasil Akhir *Support* dan *Confidence*

Diketahui bahwa pengujian dengan menggunakan *google colab* berdasarkan hasil *record* data kelebihan +1 maka dapat dilihat dari tabel 8 bahwa hasil perhitungan manual dan hasil perhitungan *google colab* dapat dilihat pada gambar 1 sedikit berbeda tipis dikarenakan pada perhitungan manual menggunakan 20 data transaksi, sedangkan pada *google colab* 21 data transaksi.

Berdasarkan hasil *rule association* pada gambar 1 di dapatkan 8 *rule association* dengan 2-itemset yang sering muncul secara bersamaan. Dari hasil penelitian, teridentifikasi urutan nilai *support* dan *confidence*, seperti Oreo, Taro dengan nilai 47,5% dan 100,0%, Cokelat, Taro dengan nilai 40,83% dan 89,09%, serta Tiramisu, Taro dengan nilai 32,5% dan 86,67%. Informasi dari aturan asosiasi ini memberikan manfaat bagi penjual dalam melakukan transaksi penjualan donat bolong, terutama dalam penempatan produk berdasarkan variasi rasa yang paling sering dibeli secara bersamaan. Dengan demikian, penjual dapat dengan

mudah menyusun produk berdasarkan itemset yang sering muncul secara bersamaan, meningkatkan efisiensi dalam penataan produk selama transaksi penjualan.

5. Simpulan

Dari hasil pengujian dengan program *python* yang telah dilakukan dengan menggunakan Algoritma *Apriori*, maka dapat menarik beberapa kesimpulan pola pembelian konsumen pada hasil penelitian yaitu menentukan berdasarkan variasi rasa, ditemukan bahwa variasi rasa yang paling diminati adalah Oreo dan Taro. Hasil ini akan dijadikan acuan untuk menentukan penempatan variasi rasa pada produk donat bolong, sehingga memudahkan pembeli dalam mencari rasa yang diinginkan. Sebanyak aturan asosiasi terbentuk dengan nilai *confidence* tertinggi, seperti variasi rasa Oreo, Taro dengan nilai 47,5% dan 100,0%, Cokelat, Taro dengan nilai 40,83% dan 89,09%, serta Tiramisu, Taro dengan nilai 32,5% dan 86,67% pada penjualan donat bolong. Hasil ini memungkinkan penjual untuk mengatur strategi penjualan dengan menempatkan makanan berdasarkan variasi rasa yang sering dibeli bersamaan. Penataan tata letak yang disusun berdasarkan pola asosiasi juga membantu penjual menyusun donat bolong yang sering dibeli bersamaan, sehingga proses pencarian variasi rasa menjadi lebih efisien dan praktis. Untuk penelitian selanjutnya, direkomendasikan penggunaan metode data mining lainnya dengan melibatkan lebih banyak data, dan pembangunan aplikasi *website* untuk menentukan pola kemiripan dari transaksi yang ada.

Daftar Referensi

- [1] BisnisUKM. R, "Donat Karakter: Bentuknya Unik, Pasarnya Naik!", BisnisUKM, 09 Agustus 2018, [Online]. Tersedia: <https://bisnisukm.com/donat-karakter-bentuknya-unik-pasarnya-naik.html> [Diakses: 06 Februari 2024].
- [2] A. Fauziyyah, I.A. Yulia, & A. Pranamulia, "Pengaruh Harga Dan Kualitas Produk Terhadap Keputusan Pembelian Pada Konsumen A&W Dengan Promosi Sebagai Variabel Moderisasi". *Jurnal Transformatif Unkriswina Sumba*, vol. 11, no. 2, pp. 104-115, 2022.
- [3] E. Rasmikayati, A.N. Deaniera, D. Supyandi, Y. Sukayat, & B.R. Saefudin, "Analisis Perilaku Konsumen: Pola Pembelian Kopi Serta Preferensi, Kepuasan Dan Loyalitas Konsumen Kedai Kopi Consumer Behavior: Purchase Pattern of Coffee, Preferences, Satisfaction and Loyalty Of Coffee Shop Consumer". *Jurnal Pemikiran Masyarakat Ilmiah Berwawasan Agribisnis*. Vol. 6, no. 2, pp. 969-984, 2020.
- [4] R. Saputra, & A.J. Sibarani, "Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat". *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 262-276, 2020.
- [5] A. S. Auliadaya, M.R. Rizki, M.A.F. Azhary, J.A. Nugraha, & I.G. Rahmatullah, "Analisa Pola Pembelian Produk pada Toko Cimahi-Ruko dengan Menggunakan Metode Algoritma Apriori". *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 9, no. 1, pp. 58-69, 2019.
- [6] E.L. Febrianti, & A. Suryadi, "Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen. In *Seminar Nasional Royal (SENAR)*, Vol. 1, No. 1, pp. 173-176, 20218.
- [7] S. Sunarti, F. Handayanna, & E. Irfiani, "Analisa Pola Penjualan Makanan Dengan Penerapan Algoritma Apriori". *Techno. Com*, Vol. 20, no. 4, pp. 478-488, 2021.
- [8] N.F. Ulfha, & R. Amin, "Implementasi data mining untuk mengetahui pola pembelian obat menggunakan algoritma apriori". *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer dan Matematika*, vol. 17, no. 2, pp. 396-402, 2020.
- [9] B. Bahar, "Model Pengujian Akurasi Berbasis Empiris Pada Algoritma A-Priori". *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 45-56, 20219.
- [10] I. Zulfa, R. Rayuwati, & K. Koko, "Implementasi data mining untuk menentukan strategi penjualan buku bekas dengan pola pembelian konsumen menggunakan metode apriori". *Teknika: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 16, no. 1, pp. 69-82, 2020.
- [11] E.D. Sikumbang, "Penerapan data mining penjualan sepatu menggunakan metode algoritma apriori". *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, vol. 4, no. 1, pp. 156-161, 2018.
- [12] E.L. Febrianti, & A. Suryadi, "Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen". In *Seminar Nasional Royal (SENAR)*, Vol. 1, No. 1, pp. 173-176.

- [13] I. Djamaludin, & A. Nursikuwagus, "Analisis pola pembelian konsumen pada transaksi penjualan menggunakan algoritma apriori". *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 2, pp. 671-678.
- [14] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, & T. Hidayatulloh, "Penerapan algoritma fp-growth untuk menentukan pola pembelian konsumen pada ahass cibadak". *Jurnal Khatulistiwa Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 118-126, 2020.
- [15] Y. Mardiansyah, & R. Fauzi, "Pola Pembelian Konsumen Terhadap Product UMKM Martista Ikhsan Dengan Algoritma Naive Bayes". *Jurnal Manajemen Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 5, no. 2, pp. 159-167.