



Penentuan Asosiasi Rule Pada Penjualan Produk UMKM Tugu Mulyo Menggunakan Metode Apriori

Cindi Wulandari^{1,*}, Lukman Sunardi², Pebrian Syaifudin¹

¹Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Insan, Kota Lubuklinggau, Indonesia

²Fakultas Ilmu Teknik, Program Studi Informatika, Universitas Bina Insan, Kota Lubuklinggau, Indonesia

Email: ^{1,*}cindi_wulandari@univbinainsan.ac.id, ²lukmanmmci@gmail.com, ³pebriansyaifudin9@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: cindi_wulandari@univbinainsan.ac.id

Abstrak—Pondok Roti memiliki banyak varian yang ada, mulai dari roti coklat, roti mocca, roti konde, roti donat, roti kelapa, roti strawberry dan roti nanas, roti kacang hijau, birthday cake, burger, hotdog, pizza, dengan begitu roti yang di produksi harus tepat agar roti dapat habis terjual tanpa ada roti yang basi dan berjamur karena tidak laku terjual. Banyaknya roti yang tidak terjual maka akan merugikan pemilik usaha. Transaksi yang terjadi dalam sehari cukup banyak pada usaha roti ini. Transaksi penjualanpun di catat menggunakan excel. Banyaknya jenis dan rasa pada roti memberikan kemudahan dalam pembeli memilih dan membeli roti yang mereka inginkan dan sukai. Dari data transaksi yang ada dapat dilihat pembeli lebih menyukai rasa tertentu. Namun pros ini masih dirasa kurang oleh pihak toko untuk memprediksi produk-produk yang paling diminatai sehingga dapat di fokuskan pada produk tersebut. Untuk itu maka di perlukan sebuah sistem yang dapat mendeteksi keunggulan dari sebuah produk atau produk mana yang paling di minati. Pada penelitian ini digunakan algoritma apriori untuk mendapatkan rule base pembelian produk pada toko Pondok Roti. Algoritma apriori nantinya akan digunakan untuk mencari kombinasi yang paling sering terjadi dari suatu item set. Data penelitian akan disimulasikan untuk mendapatkan rule base terbaik menggunakan aplikasi weka. Hasil penelitian berupa asosiasi rule pada penjualan produk pada toko roti tersebut dian kombinasi yang sering terjual adalah Jika Membeli Pancake Durian maka akan membeli Kue Sus, begitupun sebaliknya jika membeli kue sus maka bisa dipastikan pelanggan jug akan membeli pancake durian dengan nilai Confident 100%.

Kata Kunci: Transaksi; Data Mining; Metode Apriori

Abstract—Pondok Roti has many existing variants, ranging from chocolate bread, mocca bread, round bread, donut bread, coconut bread, strawberry bread and pineapple bread, green bean bread, birthday cake, burgers, hot dogs, pizza, so the bread that is produced must be right so that the bread can be sold out without any stale and moldy bread because it is not sold. The number of unsold breads will harm the business owner. Transactions that occur in a day are quite a lot in this bread business. Sales transactions are still recorded manually using excel, and existing data has not been managed properly to become new information that can help the management in bread production. The many types and flavors of bread make it easy for buyers to choose and buy the bread they want and like. Looking at existing transaction data, it can be seen that buyers prefer certain flavors. Knowledge Discovery in Databases (KDD) is used to explain how the process of extracting information hidden in the database. Knowledge Discovery in Databases (KDD) and data mining are related to each other. This research uses the apriori algorithm to get a rule base for purchasing products at Pondok Roti stores. The apriori algorithm will later be used to find the most frequent combination of an itemset. Research data will be simulated to get the best rule base using the Weka application. The results of the research are in the form of association rules on the sale of Tugu Mulyo MSME products.

Keywords: Transaction; Data Mining; Apriori Method

1. PENDAHULUAN

Perkembangan dalam dunia usaha atau bisnis sangatlah pesat, baik dari segala bidang usaha yang ada di saat ini. Banyaknya usaha yang bermunculan mengakibatkan tingginya persaingan usaha dalam berbisnis[1][2]. Pelaku usaha harus melakukan inovasi produksi usaha yang dimiliki. Hal ini dapat dilihat banyaknya produk yang sama ditawarkan pada masyarakat luas. Usaha atau bisnis yang mulai bermunculan dari bidang makanan, minuman, fashion hingga olahraga[3]. Salah satu bidang usaha makanan yang menjadi primadona adalah bidang roti. Roti merupakan produk pangan berbahan dasar tepung terigu yang di fermentasi dengan ragi roti atau bahan pengembang lainnya yang diolah dengan cara dipanggang[4]. Pondok Roti memiliki banyak varian yang ada, mulai dari roti coklat, roti mocca, roti konde, roti donat, roti kelapa, roti strawberry dan roti nanas, roti kacang hijau, birthday cake, burger, hotdog, pizza, dengan begitu roti yang di produksi harus tepat agar roti dapat habis terjual tanpa ada roti yang basi dan berjamur karena tidak laku terjual. Banyaknya roti yang tidak terjual maka akan merugikan pemilik usaha. Transaksi yang terjadi dalam sehari cukup banyak pada usaha roti ini. Transaksi penjualanpun dicatat menggunakan excel, namun data tersebut belum dikelola secara baik untuk menjadi informasi baru yang bisa membantu pihak pengelola dalam memproduksi roti yang nantinya paling diminati pelanggan. Banyaknya jenis dan rasa pada roti memberikan kemudahan dalam pembeli memilih dan membeli roti yang mereka inginkan dan sukai. Melihat data transaksi yang ada dapat dilihat pembeli lebih menyukai rasa tertentu.

Maka dengan keadaan yang seperti ini banyak roti yang dengan rasa tertentu tidak laku dan menjadi berjamur dan basi mengakibatkan kerugian. Belum adanya pemanfaatan transaksi penjualan yang ada untuk mendapatkan pola pembelian roti sehingga dapat memberikan rekomendasi produksi roti. Knowledge Discovery in Databases (KDD) digunakan untuk menjelaskan bagaimana proses dalam menggali informasi yang tersembunyi dalam basis data. Knowledge Discovery in Databases (KDD) dan data mining memiliki kaitan satu sama lain. Data mining adalah bidang ilmu tentang menganalisis, melakukan proses, pengumpulan, pembersihan data untuk mendapatkan informasi dari data. Data Mining juga merupakan proses untuk melakukan penggalan nilai tambah dalam data yang belum diketahui



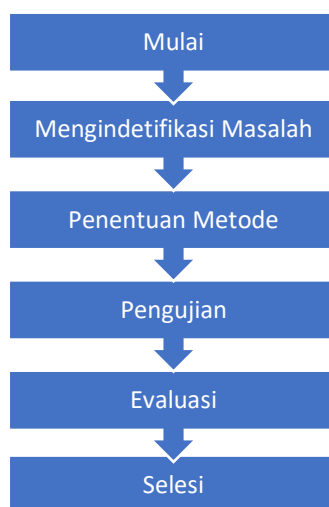
informasinya yang ada pada data tersebut yang didapatkan dari basis data sistem[5][6][7]. Data mining memiliki teknik dalam penggalian datanya salah satu tekniknya adalah Association Rule.

Association rule adalah suatu prosedur untuk bagaimana kita mencari hubungan antar itemset yang ada pada sebuah data set yang telah di tentukan[8][9]. Association rule memiliki banyak algoritma yang dapat di terapkan salah satunya adalah algoritma Apriori. Apriori adalah algoritma yang digunakan dalam mencapai pola dalam sebuah transaksi yang sering muncul dari beberapa item. Aturan Asosiasi diketahui dari 2 parameter nya yaitu nilai support dan nilai confidence[10][11]. Association rule meliputi dua tahap: 1) Mencari kombinasi yang paling sering terjadi dari suatu itemset 2) Mendefinisikan condition dan result[12]. Association Rule yang dilakukan dengan perhitungan nilai support dan nilai confidence[13][14]. Association rule dikatakan dapat terpenuhi jika nilai support dan nilai confidence lebih besar dari nilai minimum support dan nilai confidence yang telah ditentukan[15]. Sebuah rule asosiasi dikatakan interesting jika nilai support adalah lebih besar dari minimum 2 support dan juga nilai confidence adalah lebih besar dari minimum confidence. Ada beberapa penelitian yang di jadikan rujukan pada penelitian ini diantaranya penelitian yang di lakukan oleh arif dan nita tentang penjualan tiket menggunakan metode algoritma apriori, dengan hasil yang di peroleh berdasarkan bulan January – Desember 2018 selama 1 tahun dengan nilai support dan nilai confidence tertinggi adalah jika membeli tiket KM Lambelu maka akan membeli tiket KM Bukit Siguntang secara bersamaan dengan nilai support 75% dan nilai confidence 90% [16]. Penelitian selanjutnya oleh Iman dan kawan-kawan dengan penggunaan data mining dalam memprediksi penjualan buku hasil yang diperoleh berdasarkan tingkat pengujiannya menghasilkan tingkat akurasi sebesar 95% [17]. Penelitian berikutnya yang di lakukan oleh Andre dan Farica untuk merokemdasikan produk jualan menggunakan metode Apriori hasilnya adalah produk produk yang sering dibeli secara bersamaan yaitu Pom Pom 20x20, Pom Pom 30x30 dan Cake Topper [18]. Hasil dari penelitian ini adalah jika pembeli membeli kue sus maka bisa dipastikan akan di barengi dengan pembelian pancake durian begitu pula sebaliknya dengan nilai akurasi 100%.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian adalah gambaran alur penyelesaian permasalahan dalam Penentuan Asosiasi Rule Pada Penjualan Produk UMKM Tugu Mulyo Menggunakan Metode Apriori, adapun tahapan-tahapannya dapat dilihat pada gambar 1 berikut ini dimana tahap awal yang dilakukan adalah mengidentifikasi masalah yang ada dengan melakukan penelitian di lokasi yang menjadi tempat penelitian dan di dapatlah permasalahan tersebut yaitu belum terkelolanya data produk kombinasi yang menjadi target paling laris pada toko tersebut. Sehingga terkadang ada beberapa produk yang akhirnya tidak laku. Kemudian selanjutnya adalah menentukan metode apa yang tepat pada penelitian ini sehingga memperoleh hasil yang di harapkan. Setelah penentuan metode dan penerapannya pada penelitian kemudian di lakukan evaluasi apakah metode ini sesuai atau tidak dengan konteks permasalahan pada penelitian. Jika sesuai dan tidak ada kendala maka penelitian ini di anggap berhasil namun jika terjadi eror maka akan di ulang kembali.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.2 Algoritma Apriori

Algoritma apriori digunakan untuk mendapatkan aturan asosiasi dan mencari pola hubungan antar satu atau lebih item dalam suatu data. Salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma yang efisien adalah analisis pola frekuensi (frequent pattern mining). Suatu asosiasi dapat diketahui penting atau tidak dapat diukur menggunakan parameter support dan confidence. Support atau nilai penunjang adalah ukuran yang menunjukkan tingkat dominasi suatu item dari keseluruhan transaksi, sedangkan confidence atau nilai kepastian adalah kuatnya hubungan antar-item dalam aturan asosiasi [12][19][20][21].



1. Analisis Pola Frekuensi

Analisis ini dilakukan untuk mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support dengan menggunakan satu buah item diperoleh dengan menggunakan rumus berikut:

$$\text{support}(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } A}{\text{total transaksi}} \quad (1)$$

Sedangkan untuk nilai support dengan dua buah item dapat diperoleh menggunakan rumus berikut:

$$\text{support}(A, B) = P(A \cap B)$$

$$\text{support}(A, B) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi}} \quad (2)$$

2. Aturan

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, langkah berikutnya adalah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif A – B menggunakan rumus berikut:

$$\text{confidence} = P(B|A) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi mengandung } A} \quad (3)$$

Nilai yang dihasilkan kemudian diurutkan berdasarkan support dan confidence guna menentukan aturan asosiasi yang akan dipilih. Aturan diambil sebanyak “n” aturan yang memiliki hasil atau nilai terbesar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Sistem

a. Data Set

Data set penelitian yang digunakan adalah Data penjualan yang digunakan adalah data tahun 2022 yaitu data penjualan bulan Maret – Agustus 2022. Untuk perhitungan, penulisan menggunakan data sampel sebanyak 31 data transaksi. Data tersebut bisa dilihat pada tabel 1 dibawah ini;

Tabel 1. Data Transaksi

Tanggal Transaksi	Nama Barang		
01/03/2022	Chocolate Pastry	Cheese Pastry	Almond Tuna
02/03/2022	Cheese Pastry	Almond Tuna	Tuna Pastry
03/03/2022	Almond Tuna	Tuna Pastry	Chocolate Pastry
04/03/2022	Tuna Pastry	Chocolate Pastry	Cheese Pastry
05/03/2022	Chocolate Pastry	Cheese Pastry	Almond Tuna
06/03/2022	Cheese Pastry	Almond Tuna	Tuna Pastry
07/03/2022	Almond Tuna	Tuna Pastry	Chocolate Pastry
08/03/2022	Tuna Pastry	Chocolate Pastry	Cheese Pastry
09/03/2022	Chocolate Pastry	Cheese Pastry	Almond Tuna

b. Alur Algoritma Apriori

1. Tentukan minimum support

Tahap pertama adalah menentukan minimum support, peneliti menggunakan minimum support sebesar 40% dengan nilai confidence sebesar 60%.

2. Iterasi 1 : hitung item-item dari support (transaksi yang memuat seluruh item) dengan men-scan database untuk 1-itemset, setelah 1-itemset didapatkan, dari 1-itemset apakah diatas minimum support, apabila telah memenuhi minimum support, 1-itemset tersebut akan menjadi pola frequent tinggi. Tabel 2 menunjukkan item-item nama barang yang dijadikan data:

Tabel 2. Data Transaksi Tabulasi

Tanggal Transaksi	Nama Barang			
	Chocolate Pastry	Cheese Pastry	Almond Tuna	Tuna Pastry
1/3/2022	1	1	1	0
2/3/2022	0	1	1	1
3/3/2022	0	1	1	1
4/3/2022	1	1	0	1
5/3/2022	1	1	1	0
6/3/2022	0	1	1	1
7/3/2022	1	0	1	1
8/3/2022	1	1	0	1
9/3/2022	1	1	1	0
10/3/2022	0	1	1	1



Tanggal Transaksi	Nama Barang			
	Chocolate Pastry	Cheese Pastry	Almond Tuna	Tuna Pastry
11/3/2022	1		1	1
12/3/2022	1	1		1
Jumlah Item Set	8	10	9	9

Dengan menggunakan rumus $support(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{total transaksi}}$ maka didapat nilai support pada iterasi 1 item set yang dapat dilihat pada tabel 3 dan 4 berikut ini:

Tabel 3. Inisial Nama Barang

Ket	Nama Produk
P1	Chocolate Pastry
P2	Cheese Pastry
P3	Almond Tuna
P4	Tuna Pastry

Tabel 4. Hasil Iterasi 1 Item Set

No	Item	Trans	Support (%)
1	P1	8	66,6666667
2	P2	10	83,3333333
3	P3	9	75
4	P4	9	75

Dari nilai support pada iterasi 1 item set yang terbentuk, maka seluruhnya memenuhi nilai support minimal yaitu 40%, maka selanjutnya akan dilanjutkan ke proses iterasi 2 item set.

- Iterasi 2 : untuk mendapatkan 2-itemset, harus dilakukan kombinasi dari k- itemset sebelumnya, kemudian scan database lagi untuk hitung item-item yang memuat support. itemset yang memenuhi minimum support akan dipilih sebagai pola frequent tinggi dari kandidat. Iterasi 2 item set dijabarkan pada tabel 5,6 dan 7 dibawah ini:

Tabel 5. Iterasi 2 Item Set P1-P2 dan P1-P3

No	Nama Barang		Ket	No	Nama Barang		Ket
	P1	P2			P1	P3	
1	1	1	Y	1	1	1	Y
2	0	1	N	2	0	1	N
3	0	1	N	3	0	1	N
4	1	1	Y	4	1	0	N
5	1	1	Y	5	1	1	Y
6	0	1	N	6	0	1	N
7	1	0	N	7	1	1	Y
8	1	1	Y	8	1	0	N
9	1	1	Y	9	1	1	Y
10	0	1	N	10	0	1	N
11	1	0	N	11	1	1	Y
12	1	1	Y	12	1	0	N
		Jumlah Support	6 50			Jumlah Support	5 41,7

Tabel 6. Iterasi 2 Item Set P1-P4 dan P2-P3

No	Nama Barang		Ket	No	Nama Barang		Ket
	P1	P4			P2	P3	
1	1	0	N	1	1	1	Y
2	0	1	N	2	1	1	Y
3	0	1	N	3	1	1	Y
4	1	1	Y	4	1	0	N
5	1	0	N	5	1	1	Y
6	0	1	N	6	1	1	Y
7	1	1	Y	7	0	1	N
8	1	1	Y	8	1	0	N
9	1	0	N	9	1	1	Y
10	0	1	N	10	1	1	Y
11	1	1	Y	11	0	1	N



No	Nama Barang		Ket	No	Nama Barang		Ket
	P1	P4			P2	P3	
12	1	1	Y	12	1	0	N
		Jumlah	5			Jumlah	7
		Support	41,7			Support	58,3

Tabel 7. Iterasi 2 Item Set P3-P4

No	Nama Barang		Ket
	P2	P4	
1	1	0	N
2	1	1	Y
3	1	1	Y
4	1	1	Y
5	1	0	N
6	1	1	Y
7	0	1	N
8	1	1	Y
9	1	0	N
10	1	1	Y
11	0	1	N
12	1	1	Y
		Jumlah	7
		Support	58,3

Dari proses iterasi 2 item set, didapat nilai support yang dijabarkan pada tabel 8 dibawah ini:

Tabel 8. Hasil Iterasi 2 Item Set

No	Item	Trans	Support(%)
1	P1-P2	6	50
2	P1-P3	5	41,6666667
3	P1-P4	5	41,6666667
4	P2-P3	7	58,3333333
5	P3-P4	7	58,3333333

Dari hasil iterasi 2 item set terlihat semua item set dengan memiliki nilai support diatas 40%, maka proses akan dilanjutkan dengan iterasi 3 item set yang dapat dilihat pada tabel 9 dan 10 berikut:

Tabel 9. Iterasi 3 Item Set P1,P2,P3, dan P1,P3,P4

No	Nama Barang			Ket	No	Nama Barang			Ket
	P1	P2	P3			P1	P3	P4	
1	1	1	1	Y	1	1	1	0	N
2	0	1	1	N	2	0	1	1	N
3	0	1	1	N	3	0	1	1	N
4	1	1	0	N	4	1	0	1	N
5	1	1	1	Y	5	1	1	0	N
6	0	1	1	N	6	0	1	1	N
7	1	0	1	N	7	1	1	1	Y
8	1	1	0	N	8	1	0	1	N
9	1	1	1	Y	9	1	1	0	N
10	0	1	1	N	10	0	1	1	N
11	1	0	1	N	11	1	1	1	Y
12	1	1	0	N	12	1	0	1	N
		Jumlah	3				Jumlah	2	
		Support	96,774,194				Support	6,45	

Tabel 10. Iterasi 3 Item Set P2,P3,P4

No	Nama Barang			Ket
	P2	P3	P4	
1	1	1	0	N
2	1	1	1	Y
3	1	1	1	Y



No	Nama Barang			Ket
	P2	P3	P4	
4	1	0	1	N
5	1	1	0	N
6	1	1	1	Y
7	0	1	1	N
8	1	0	1	N
9	1	1	0	N
10	1	1	1	Y
11	0	1	1	N
12	1	0	1	N
			Jumlah Support	4 12,9

Hasil dari proses iterasi 3 item set, dapat dilihat pada tabel 11 dibawah ini:

Tabel 11. Hasil Iterasi 3 Item Set

No	Item	Trans	Support (%)
1	P1-P2-P3	3	25
2	P1-P3-P4	2	16,6666667
3	P2-P3-P4	4	33,3333333

Dari tabel 11 terlihat bahwa tidak ada nilai support diatas nilai support minimum yaitu 40%, sehingga proses iterasi terhenti.

4. Pembentukan aturan asosiasi

Dari proses iterasi 1 item set dan proses iterasi 2 item set, maka dapat dihitung nilai confident yang terlihat pada tabel 12 berikut ini :

Tabel 12. Asosiasi(Confident)

No	Item	Aosiasi(Confident)	
1	Jika membeli P1, maka akan membeli P2	6/8	75
2	Jika membeli P2, maka akan membeli P1	6/10	60
3	Jika membeli P1, maka akan membeli P3	5/8	62,5
4	Jika membeli P3, maka akan membeli P1	5/9	55,55556
5	Jika membeli P1, maka akan membeli P4	5/8	62,5
6	Jika membeli P4, maka akan membeli P1	5/9	55,55556
7	Jika membeli P2, maka akan membeli P3	7/10	70
8	Jika membeli P3, maka akan membeli P2	7/9	77,77778
9	Jika membeli P3, maka akan membeli P4	7/9	77,77778
10	Jika membeli P4, maka akan membeli P3	7/9	77,77778

Hasil perhitungan nilai confident menunjukkan barang P3 dan P2 memiliki nilai confident yaitu 77,77 % , barang P3 dan P4 memiliki nilai confident yaitu 77,77 % dan barang P4 dan P3 memiliki nilai confident yaitu 77,77 % sehingga dapat dibentuk aturan asosiasi atau rule base sebagai berikut:

Tabel 13. Pembentukan Aturan Asosiasi

No	Aturan	Support (%)	Confident (%)
1	Jika membeli P3, maka akan membeli P2	83	77,7777778
2	Jika membeli P3, maka akan membeli P4	75	77,7777778
3	Jika membeli P4, maka akan membeli P3	75	77,7777778

3. 2 Data Selection

Data penelitian selama 5 bulan yaitu bulan Maret sampai dengan Agustus 2022 dengan 25 jenis barang atau 184 data penjualan akan dijadikan data set awal yang akan diolah digunakan untuk mendapatkan asosiasi rule penjualan.

Tabel 14. Data Set Penjualan

No	Tanggal Transaksi	Nama Barang				
1	1/3/2022	Chocolate Pastry	Cheese Pastry	Almond Tuna	Salynas Roti Kaya	Kue Susu
2	2/3/2022	Almond Tuna	Cheese Pastry	Salynas Roti Planta	Brownis	Kue Sus



No	Tanggal Transaksi	Nama Barang				
3	3/3/2022	Chocolate Pastry	Salynas Roti Kaya	Salynas Roti Planta	Cup Cake	Sausage Pastry
4	4/3/2022	Cheese Pastry	Almond Tuna	Kue Susu	Broas Banana	Kue Sus
5	5/3/2022	Chocolate Pastry	Salynas Roti Kaya	Kue Sus	Cup Cake	
6	6/3/2022	Almond Tuna	Cheese Pastry	Brownis	Broas Banana	
7	7/3/2022	Salynas Roti Kaya	Kue Susu	Chocolate Pastry	Beef Pastry	
8	8/3/2022	Chocolate Pastry	Almond Tuna	Salynas Roti Kaya	Salynas Roti Planta	
9	9/3/2022	Cheese Pastry	Salynas Roti Planta	Kue Susu	Cup Cake	
10	10/3/2022	Chocolate Pastry	Almond Tuna	Chocolate Pastry	Broas Banana	
11	11/3/2022	Cheese Pastry	Kue Susu	Kue Sus	Beef Pastry	
12	12/3/2022	Chocolate Pastry	Salynas Roti Planta	Chocolate Pastry	Pancake Durian	
...
180	28/08/2022	Almond Tuna	Salynas Roti Kaya	Salynas Roti Planta	Broas Banana	
182	30/08/2022	Brownis	Kue Sus	Broas Banana	Beef Pastry	
183	31/08/2022	Almond Tuna	Salynas Roti Kaya	Salynas Roti Planta	Kue Susu	

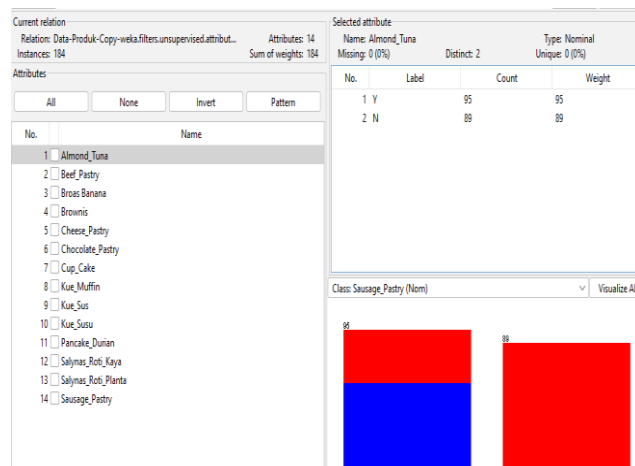
3.2 Implemetasi Weka

- a. Aplikasi Weka ini di gunakan untuk memilih mana algoritma yang terbaik untuk menyelesaikan masalah pada penelitian ini. Aplikasi weka tersebut dapat dilihat pada gambar 2 berikut ini:



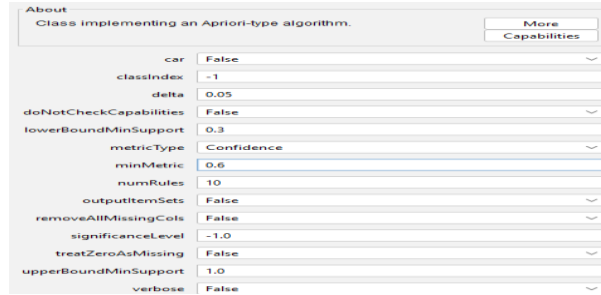
Gambar 2. Aplikasi Weka

- b. Setelah jendela Weka terbuka, klik menu Explorer, klik menu Preprocess, Open File, File yang akan di proses dalam bentuk CSV, cari database seperti gambar 3 dibawah ini :



Gambar 3. Menu Explorer

- c. Langkah berikutnya adalah klik menu Associate, pilih Apriori lalu klik Start untuk memunculkan rule yang terbentuk, sebagaimana yang terlihat pada gambar 4 berikut:



Gambar 4. Menu Associate

Pada bagian ini, kita melakukan pengaturan untuk nilai support dan nilai confident. Untuk nilai support kita atau 0,3 atau 30 % dan confident 0,6 atau 60%.

d. Langkah berikutnya adalah klik menu Associate, pilih Apriori lalu klik Start untuk memunculkan rule yang terbentuk, proses tersebut terlihat di gambar 5 di bawah ini:

```
Apriori
*****
Minimum support: 0.4 (110 instances)
Minimum metric (confidence): 0.6
Number of cycles performed: 8
Generated sets of large itemsets:
Size of set of large itemsets L(1): 11
Size of set of large itemsets L(2): 10
Size of set of large itemsets L(3): 2
Best rules found:
1. Rule_Susu=N 116 ==> Beef_Pastry=N 116 <conf: (1) > lift: (1.59) lev: (0.23) [42] conv: (42.87)
2. Beef_Pastry=N 116 ==> Rule_Susu=N 116 <conf: (1) > lift: (1.59) lev: (0.23) [42] conv: (42.87)
3. Beef_Pastry=N 116 ==> Salyas_Roti_Kaya=N 116 <conf: (1) > lift: (1.34) lev: (0.16) [29] conv: (29.63)
4. Cheese_Pastry=N 116 ==> Cup_Cake=N 116 <conf: (1) > lift: (1.34) lev: (0.16) [29] conv: (29.63)
5. Pancake_Durian=N 116 ==> Kue_Susu=N 116 <conf: (1) > lift: (1.59) lev: (0.23) [42] conv: (42.87)
6. Rule_Susu=N 116 ==> Pancake_Durian=N 116 <conf: (1) > lift: (1.59) lev: (0.23) [42] conv: (42.87)
7. Rule_Susu=N 116 ==> Salyas_Roti_Kaya=N 116 <conf: (1) > lift: (1.34) lev: (0.16) [29] conv: (29.63)
8. Rule_Susu=N Salyas_Roti_Kaya=N 116 ==> Beef_Pastry=N 116 <conf: (1) > lift: (1.59) lev: (0.23) [42] conv: (42.87)
9. Beef_Pastry=N Salyas_Roti_Kaya=N 116 ==> Rule_Susu=N 116 <conf: (1) > lift: (1.59) lev: (0.23) [42] conv: (42.87)
10. Beef_Pastry=N Rule_Susu=N 116 ==> Salyas_Roti_Kaya=N 116 <conf: (1) > lift: (1.34) lev: (0.16) [29] conv: (29.63)
```

Gambar 5. Rule Base Apriori

Dari Gambar 5 diatas di peroleh hasil rule basenya yang terlihat pada tabel 15 berikut ini:

Tabel 15. Hasil Rule Base

No	Rule Base	Nilai Confident
1	Jika Membeli Pancake_Durian maka akanmembeli Kue_Sus	100 %
2	Jika Membeli Kue_Sus maka akan membeliPancake_Durian	100 %

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan pada penelitian maka dapat diambil kesimpulan bahwa dengan adanya sistem pengolahan data transaksi penjualan menggunakan algoritma apriori, maka Pondok Roti dapat mengetahui pola pembelian roti dari konsumen sehingga dapat memberikan rekomendasi produksi roti yang akan dibuat berikutnya. Adapun produk yang menjadi primodanya adalah kombinasi dari Pancake Durian dan Kue Sus. Dimana bisa dipastikan jika konsumen membeli Kue Sus maka kombinasi yang pasti akan dibeli adalah Pancake Durian begitupun sebaliknya jika konsumen membeli Pancake Durian maka anak membeli kue sus. Hasil Nilai Confident dari kombinasi kedua produk kue tersebut adalah 100 %, sehingga dari data tersebut pemilik toko dapat memprioritaskan jumlah kue yang harus di produksi lebih banyak dari produksi kue yang lain.

REFERENCES

- [1] A. Romaya Sari Sitorus Pane, Deski Helsa Pane, “Penerapan Data Mining Dalam Menentukan Pola Penjualan Produk Menggunakan Metode Algoritma Apriori (Association Rule),” J. Cyber Tech, vol. 3, no. 1, pp. 194–206, 2020, [Online]. Available: <http://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jct/article/view/4631%0Ahttps://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jct/article/viewFile/4631/374>.
- [2] U. Baetulloh, A. I. Gufroni, and R. -, “Penerapan Metode Association Rule Mining Pada Data Transaksi Penjualan Produk Kartu Perdana Kuota Internet Menggunakan Algoritma Apriori,” Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput., vol. 10, no. 1, pp. 173–188, 2019, doi: 10.24117/simet.v10i1.2890.
- [3] M. Soleh, N. Hidayati, and F. D. M. Krisdian, “Penerapan Metode Association Rule - Market Basket Analysis Untuk Meningkatkan Daya Saing Toko Swalayan Kecil,” J. Apl. Ilmu Tek. Ind., vol. 2, no. 1, p. 1, 2021, doi: 10.32585/japti.v2i1.1469.
- [4] P. Wijaya and M. Siddik, “Penerapan Association Rule Untuk Menentukan Pola Prilaku Konsumen Dalam Membantu Strategi Penjualan,” Agustus, vol. 6, no. 3, 2022.
- [5] I. G. T. ISA and D. Jhoansyah, “Implementasi Association Rules Dalam Menentukan Posisi Gerobak (Studi Kasus: Foodcourt Universitas Muhammadiyah Sukabumi),” Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput., vol. 13, no. 2, p. 65, 2019, doi: 10.30872/jim.v13i2.1273.
- [6] Yuli Mardi, “Data Mining : Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4 .,” J. Edik Inform., vol. 2, no. 2, pp. 213–219, 2019.
- [7] I. K. Juni Arta, G. Indrawan, and G. R. Dantes, “Data Mining Rekomendasi Calon Mahasiswa Berprestasi Di Stmik Denpasar



- Menggunakan Metode Technique for Others Reference By Similarity To Ideal Solution,” JST (Jurnal Sains dan Teknol., vol. 5, no. 2, pp. 11–21, 2017, doi: 10.23887/jstundiksha.v5i2.8549.
- [8] E. D. Reni Kurniah, Dadang Yunika Surya Putra, “Penerapan Data Mining Decision Tree Algoritma C4.5 Untuk Mengetahui Tingkat Kepuasan,” J. Inform. dan Teknol., vol. 5, no. 2, p. 316, 2022, [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.29408/jit.v5i2.5910>.
- [9] C. N. Dengen, K. Kusriani, and E. T. Luthfi, “Penentuan Association Rule Pada Kelulusan Mahasiswa Menggunakan Algoritma Apriori,” J. Rekayasa Teknol. Inf., vol. 3, no. 1, p. 20, 2019, doi: 10.30872/jurti.v3i1.2256.
- [10] A. Anas, “Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Strategi Promosi STIE-Graha Karya Muara Bulian,” J. Ilm. Media Sisfo, vol. 14, no. 1, pp. 64–70, 2020, doi: 10.33998/mediasisfo.2020.14.1.790.
- [11] W. Aprianti, K. A. Hafizd, and M. R. Rizani, “Implementasi Association Rules dengan Algoritma Apriori pada Dataset Kemiskinan,” Limits J. Math. Its Appl., vol. 14, no. 2, p. 57, 2017, doi: 10.12962/limits.v14i2.2933.
- [12] P. H. Winasis, M. Program, P. Magister, I. Komputer, and U. B. Luhur, “Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Apriori Pada Mall Cpm Jakarta,” vol. 2, no. 2, 2019.
- [13] S. Al Syahdan and A. Sindar, “Data Mining Penjualan Produk Dengan Metode Apriori Pada Indomaret Galang Kota,” J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf., vol. 1, no. 2, 2018, doi: 10.32672/jnkti.v1i2.771.
- [14] A. Maulidah and F. A. Bachtiar, “Penerapan Metode Association Rule Mining untuk Asosiasi Ulasan Terhadap Aspek Tempat Wisata Jawa Timur Park 3,” J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput., vol. 8, no. 5, pp. 1029–1038, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021854417.
- [15] Nurdin and D. Astika, “Penerapan Data Mining Untuk Menganalisis Penjualan Barang Dengan Pada Supermarket Sejahtera Lhokseumawe,” vol. 6, no. 1, pp. 134–155, 2015, doi: 10.29103/TECHSI.V7I1.184.
- [16] A. Firmansyah and N. Merlina, “Prediksi Pola Penjualan Tiket Kapal Pt. Pelnis Cabang Makassar Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer), vol. 5, no. 2, pp. 183–190, 2020, doi: 10.33480/jitk.v5i2.1123.
- [17] I. M. Kamal, T. H. P., and R. Ilyas, “Prediksi Penjualan Buku Menggunakan Data Mining,” Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Multimed., pp. 49–54, 2017.
- [18] A. Setiawan and F. P. Putri, “Implementasi Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Kombinasi Produk Penjualan,” Ultim. J. Tek. Inform., vol. 12, no. 1, pp. 66–71, 2020, doi: 10.31937/ti.v12i1.1644.
- [19] M. Aprilliyani and M. Y. Putra, “Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Penjualan Pada 212 Mart Cibitung,” Inf. Syst. Educ. Prof., vol. 3, no. 2, pp. 215–226, 2019.
- [20] S. Saefudin and S. DN, “Penerapan Data Mining Dengan Metode Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Ikan,” JSiI (Jurnal Sist. Informasi), vol. 6, no. 2, p. 36, 2019, doi: 10.30656/jsii.v6i2.1587.
- [21] H. Kusumo, E. Sedyono, and M. Marwata, “Analisis Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Promosi Perguruan Tinggi,” Walisongo J. Inf. Technol., vol. 1, no. 1, p. 49, 2019, doi: 10.21580/wjit.2019.1.1.4000.