



ANALISIS PENGELOLAAN STOK KUE MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA TOKO KUE SPONJI

Dian Ariestiany¹, Tri Santoso²

^{1,2}Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informatika Universitas Nusa Mandiri
Jl. Raya Jatiwaringin No.2, Rw.13, Cipinang Melayu, Kec. Makasar, Kota Jakarta Timur, 13620, telp.
(021) 28534471
Email: ¹dianariestiany1@gmail.com, ²tri.tos@nusamandiri.ac.id

Abstrak

Toko Sponji merupakan toko yang menjual jenis bolu spons dengan beberapa variasi rasa, akan tetapi memiliki kesulitan dalam pengelolaan stok, karena banyaknya rasa kue yang ada di toko tersebut menjadi kurang teratur. Yang mengakibatkan terkendala dalam proses pengelolaan stok oleh karyawan. Untuk mengatasi permasalahan, maka pada penelitian ini menggunakan metode Algoritma apriori yang nantinya akan menganalisa transaksi penjualan dari data stok. Penggunaan analisa ini dilakukan dengan perhitungan menggunakan Algoritma Apriori, implementasi menggunakan aplikasi RapidMiner dan pembuatan aplikasi khusus untuk perhitungan Algoritma Apriori di Toko Sponji, dari hasil tersebut mendapatkan 4 aturan asosiasi dengan kombinasi dua itemset yaitu topping ceres, topping ceres/kacang, topping keju/ceres, dan topping keju/kacang. Dimana itemset dengan rasa topping keju/ceres dan topping keju/kacang mendapatkan nilai confidence tertinggi sebanyak 60%.

Kata Kunci: *Pengelolaan Stok, Algoritma Apriori, RapidMiner Studio*

Abstract

Toko Sponji is a shop that sells types of sponge sponges with several variations of flavors, but has difficulties in managing stocks, because the many flavors of cakes in the store become less regular. Which results in constraints in the process of stock management by employees. To overcome the problem, this study uses the a priori algorithm method which will later analyze sales transactions from stock data. The use of this analysis is carried out by calculations using the A priori Algorithm, implementation using the RapidMiner application and making a special application for calculating the A priori Algorithm in the Sponji Store, from these results get 4 rules of association with a combination of two items, namely ceres toppings, ceres / nut toppings, cheese / ceres toppings, and cheese / nut toppings. Where items with cheese / ceres topping flavors and cheese / peanut toppings get the highest confidence value of 60%.

Keywords: *Stock Management, A priori Algorithms, RapidMiner Studio*

1. PENDAHULUAN

Tingginya tingkat konsumtif masyarakat Indonesia dalam berbelanja produk mulai makanan, fashion, sampai elektronik. Menjadikan masyarakat membuka peluang melalui bisnis kekinian seperti bisnis kuliner dalam bentuk *dessert* contohnya, yang terus berkembang dan berinovasi. Banyaknya tempat penjual *bakery* kue dan roti bermunculan sering kali terjadi persaingan antara bisnis kue yang

satu dengan yang lainnya, yang terkadang si penjual membuat model jenis kue yang sama.

Toko Kue Sponji adalah salah satu bisnis dibidang kuliner berjenis kue bolu yang memiliki beberapa variasi rasa dan bentuk, senantiasa memakai kualitas bahan *premium* untuk menjaga rasa. Akan tetapi untuk pengelolaan data penjualan dan persediaan di Toko kue sponji Ini masih terbilang manual sederhana dan kurang memanfaatkan teknologi, produsen hanya memakai analisis kira-kira dan seadanya yang dilihat dari transaksi penjualan sebelumnya mengakibatkan pengelolaan persediaan kue untuk penjualan perharinya menjadi berlebihan atau kekurangan yang membuat pembeli merasa kecewa dan beralih ketempat lainya, karena kue yang diinginkan tidak tersedia atau habis dalam waktu yang singkat. Sementara itu persediaan barang memiliki andil dalam dunia penjualan, dimana barang yang telah siap di distribusikan kepada pembeli[1]. Kegiatan pengelolaan stok di setiap perusahaan harus mampu memenuhi proses yang terdiri dari penerimaan, penyimpanan, pemeliharaan, pendistribusian atau pengeluaran serta proses pengawasan[2]. Dan juga untuk data penjualan perharinya pun terkadang terbuang begitu saja tanpa adanya pengelolaan untuk mengetahui pola penjualan, ataupun di jadikan sebagai acuan persediaan kue di hari berikutnya.

Penerapan ilmu seperti Data mining dapat memberikan informasi seperti memprediksi, menganalisa keputusan penjualan, mengetahui karakteristik dari pembeli untuk dapat merencanakan strategi di hari selanjutnya [3]. *Data mining* digunakan untuk membuat keputusan besar dalam bisnis yang sangat penting, dengan menguraikan database yang sebelumnya tidak diketahui dan bersembunyi [4].Diharapkan juga *data mining* dapat menghubungkan komunikasi antara data dan penggunanya, karena *data mining* merupakan proses untuk mencari informasi baru dari data yang berjumlah besar[5]. *Data mining* memiliki beberapa metode, salah satunya adalah metode asosiasi. Dimana konsep algoritma Apriori masuk didalam metode asosiasi, algoritma Apriori sendiri bertujuan untuk menemukan sebuah *frequent itemset* yang dapat membantu dalam mencari kombinasi item. Lalu dilakukan pengujian tersebut apakah hasilnya nanti kombinasi dapat memenuhi *parameter support* dan *confidence* yang akan membantu mendapatkan hasil pola pada penjualan[6].

Berdasarkan paparan yang telah dikemukakan, pentingnya pengolahan *data mining* untuk merencanakan suatu strategi bisnis di era digital ini, dikarenakan melihat dari keadaan Toko Sponji masih banyak kekurangan dalam pengolahan data dan memprediksi stok yang ada terkadang dapat menimbulkan kerugian karena banyaknya stok yang dibiarkan tetap dijual tetapi tidak terlalu diminati oleh pelanggan atau pembeli. Jadi, penulis mencoba untuk menganalisis pengelolaan stok kue menggunakan algoritma Apriori pada Toko kue Sponji.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Metode Algoritma Apriori

Algoritma Apriori mempunyai dua parameter yaitu *Support* dan *Confidence*[4]. *Support* adalah nilai penunjang sejumlah gabungan transaksi yang didalamnya terdapat *item* sedangkan *confidence* dapat diartikan sebagai nilai kepastian yang menentukan kaitan antar dua *item* secara kondisi. Kedua parameter ini akan menghasilkan data *valid* atau tidak dalam *persentase*[4][7]. Berikut Metodologi dasar analisis asosiasi dibagi menjadi dua tahap[8]:

a. Analisa pola frekuensi tinggi

Pada tahap ini mencari kombinasi *item* yang memenuhi syarat *minimum* dari nilai *support* dalam *database*[9]. Nilai *support* sebuah *item* dapat di rumuskan dengan:

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

Sumber: [8]

Sedangkan rumus pada dua *item set* atau lebih adalah :

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

Sumber: [8]

b. Penciptaan aturan asosiasi

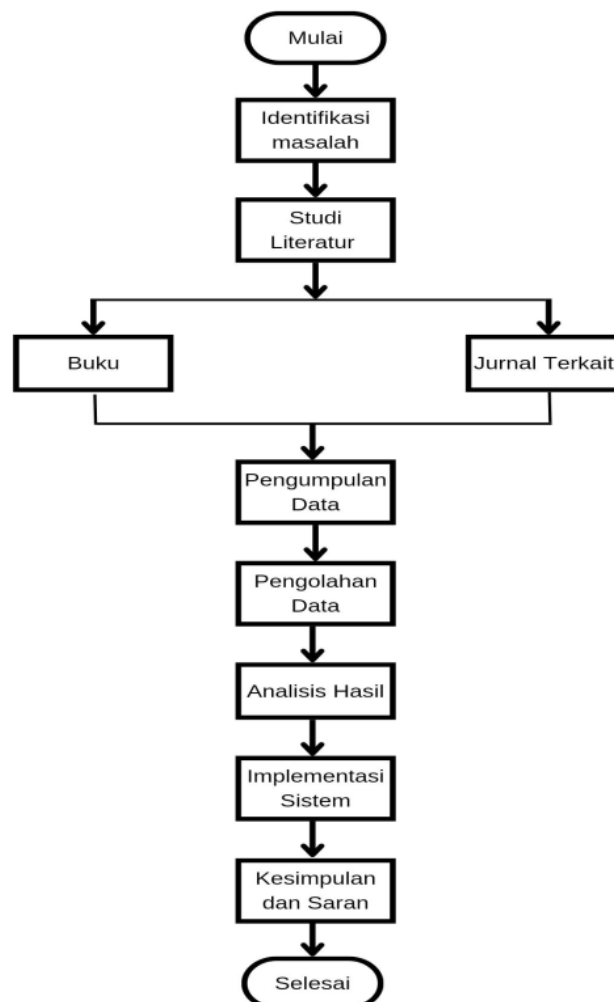
Setelah pola frekuensi tinggi telah dicari dan ditemukan, selanjutnya dengan mencari *rule association* yang memenuhi syarat *minimum* untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan assosiatif A-B[10]. sehingga diperoleh rumus untuk nilai *confidence* dari aturan A-B:

$$Confidence (B|A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}$$

Sumber: [8]

2.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini merupakan tahap paling sistematis yang tujuannya agar penelitian menjadi terarah dan sistematis. Berikut adalah tahapan yang penulis lakukan:



Gambar 1. Flowchart Langkah Penelitian

Sumber: [11]

Pada gambar diatas dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah

Diawali dengan mencari latar belakang permasalahan di Toko Kue Sponji selama penulis melakukan kegiatan sehari-hari dimana masih kurang efektif dalam melakukan stok penjualan. Sang pemilik hanya berlandaskan teori kira-kira dalam berjualan selama bertahun-tahun, yang terkadang ada saat stok yang kekurangan dan stok yang terlalu berlebih.

2. Studi Literatur

Dimana penulis membaca teori-teori data mining dengan pengaplikasiannya dalam sebuah buku, dan membaca tentang jurnal-jurnal yang berkaitan dengan pembahasan.

3. Pengumpulan Data

Dilakukan dengan mewawancarai pemilik dari Toko Kue Sponji dengan menanyakan perihal apa saja yang dibutuhkan dalam penelitian

4. Pengolahan Data

Tahap ini dilakukan dengan menggunakan *RapidMiner* untuk menganalisa tentang pola frekuensi tinggi, pembentukan asosiasi, dan aturan asosiasi *final* sehingga dapat memperoleh hasil.

5. Analisis Akhir

Mendapatkan hasil dari proses data yang telah diolah menggunakan proses *data mining* dan algoritma Apriori dengan analisis ini akan mendapatkan keputusan yang tepat untuk pengolahan stok di Toko Kue Sponji.

6. Implementasi Sistem

Implementasi ini digunakan untuk pengoprasian yang telah disiap digunakan sesuai dengan hasil akhir dari penelitian, dirancang sehingga dapat mengetahui kebutuhan yang akan dicapai.

7. Kesimpulan dan Saran

Mendapatkan hasil akhir dari penelitian yang diperoleh dari proses aturan asosiasi *final* menggunakan algoritma Apriori, dan di tuliskan juga saran untuk proses kedepannya yaitu untuk pemanfaatan stok maupun saran untuk penelitian.

2.3 Penggunaan Metode dalam Penelitian

Penelitian ini menggunakan data primer dimana pengambilan data dari pembelian pelanggan di Toko Kue Sponji yang data tersebut biasanya diolah dengan cara manualisasi atau terbuang dan data yang disajikan dalam bentuk tabel *excel* sebanyak 480 tabel stok yang disediakan untuk penjualan selama 30 hari dan data diambil dari periode selama satu bulan. Lalu data akan diolah dengan menggunakan perangkat lunak *RapidMiner* untuk mendapatkan aturan asosiasi yang akan di gunakan untuk analisis akhir.

A. Pengumpulan Data

1. Jenis data yang digunakan adalah data primer (*private*), penulis mengambil langsung data pembelian dari Toko Kue Sponji.

2. Teknik pengumpulan data

a. Wawancara

Untuk mendapatkan informasi yang lengkap maka dilakukannya suatu pola tanya dan jawab mengenai berbagai kegiatan yang berhubungan dengan sistem Toko Kue Sponji. Penulis menggunakan jenis wawancara yang bersifat semi terstruktur.

b. Observasi

Penulis mengamati secara langsung kegiatan yang berkaitan dengan masalah yang diambil seperti bagaimana mengatur persediaan stok, pengolahan data manual, proses dari pesanan masuk sampai pengiriman barang kepada pelanggan. Hasil dari pengamatan tersebut langsung dilakukan pencatatan oleh penulis agar mengetahui proses dan kegiatan ditempat tersebut.

c. Studi Pustaka

Selain kegiatan diatas penulis juga melakukan studi kepustakaan melalui kepustakaan atau referensi yang ada di Perpustakaan Nasional melalui Aplikasi iPusnas maupun *E-book* di situs lainnya, dan memanfaatkan situs internet untuk melakukan pencarian jurnal-jurnal yang terkait dengan penelitian.

B. Populasi dan *Sample* Penelitian

Populasi yang akan digunakan adalah data transaksi pada bulan April 2022 pada Toko Sponji, penulis menemukan sebanyak 2.598 data yang telah dijumlahkan dari stok yang terjual pada bulan April 2020. Maka untuk menentukan jumlah *sampel* penelitian dapat menggunakan rumus *slovin* yaitu sebagai berikut:

$$n = \frac{N}{1 + Ne^2}$$

sumber: [12]

Keterangan:

n: Jumlah *sample* minimal

N: Populasi

e: *Error Margin* (9%)

$$n = \frac{2.598}{1 + (2.598 \times (0,09)^2)}$$

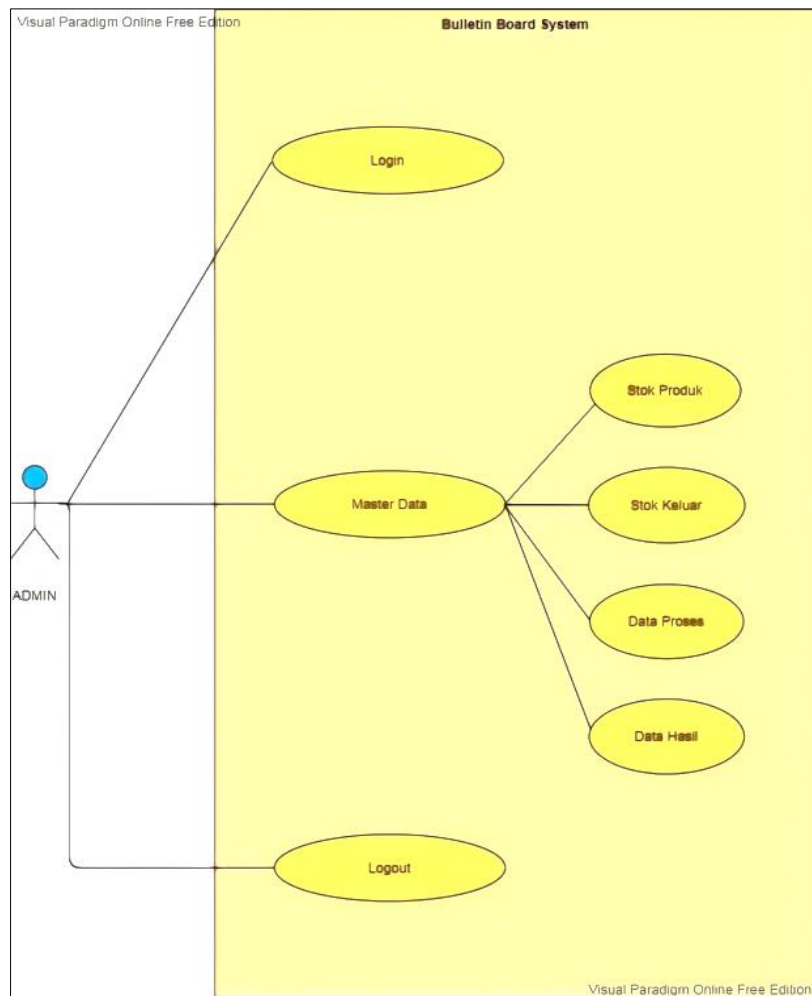
$$n = 118$$

Maka sampel yang digunakan oleh penulis untuk pengolahan metode algoritma Apriori adalah berjumlah 118.

2.4 Perancangan Sistem

Untuk mengetahui hasil dari pengelolaan data penulis mencoba membuat rancang bangun sistem untuk pengelolaan data manual yang berada pada tabel 1, dengan gambaran pada bentuk *use case* diagram dan *activity* diagram.

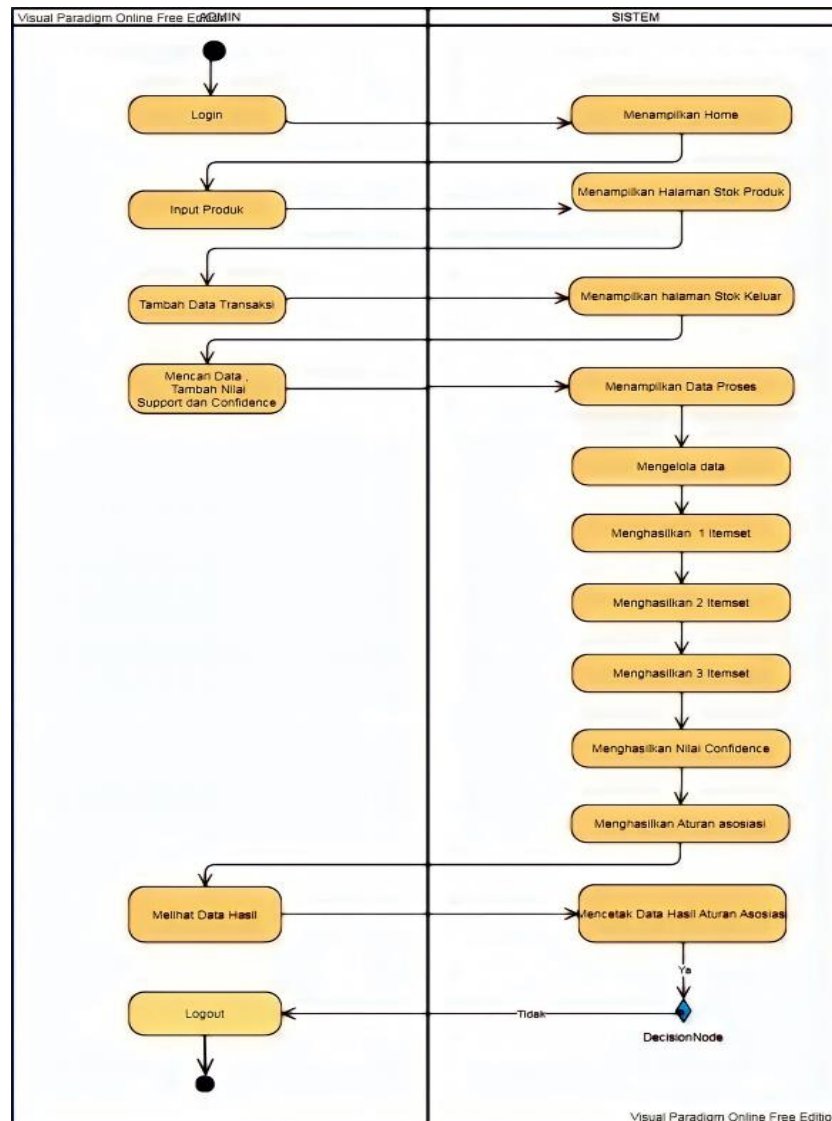
a. *Use case* diagram



Gambar 2. Use case diagram

Pada gambar 5 terdapat model *use case* diagram yang menjelaskan hubungan antara aktor dan sistem [13], juga memperlihatkan fitur apa saja yang berada dalam sistem yang akan di gunakan. Dimana nantinya admin akan bisa *login* dan juga memasukan data seperti data stok produk sampai mendapatkan hasil dari proses data.

b. *Activity* diagram



Gambar 3. Activity diagram

Pada gambar 6 dijelaskan tentang alur atau urutan aktivitas kegiatan yang akan ada pada sistem [14], dimana ada kaitan proses antara admin dan sistem. Jika admin melakukan sesuatu sistem akan memproses apa yang diminta oleh admin. Terdapat aktivitas dari awal *login*, proses data, hasil data dan *logout*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengimplementasian pada metode algoritma Apriori dimulai dari memasukan data mentah stok produk selama satu bulan yang diolah pada *Microsoft Excel*, dan melakukan proses hitung manual dan proses hitung menggunakan *RapidMiner Studio* untuk melakukan pencarian aturan *support* dan *confidence* dan mendapatkan hasil asosiasi *final*. Berikut adalah pembuatan pola transaksi selama satu bulan.

Tabel 1. Data Pola Transaksi Toko Sponji Bulan April

Tgl Transaksi	Nama Kue
01/04/22	Toping Ceres, Toping Keju, Toping Keju/Ceres, Toping Keju/Kacang
02/04/22	Toping Mocha Kacang, Toping Ceres/Kacang, Bolu Mini, Filling Ovomaltine
03/04/22	Toping Ceres, Toping Ceres/Kacang, Toping Keju/Kacang, Filling Mocha
04/04/22	Toping Ceres, Toping Mocha Kacang, Toping Keju/Ceres, Filling Ovomaltine
05/04/22	Toping Ceres, Toping Keju/Ceres, Toping Ceres Kacang, Filling Nanas
06/04/22	Filling Nanas, Filling Strawberry, Filling Mocha Ceres, Bolu Mini
07/04/22	Toping Ceres, Toping Mocha Kacang, Toping Ceres/Kacang, Toping Keju/Kacang
08/04/22	Toping Mocha Kacang, Filling Ovomaltine, Chiffon Keju, Filling Mocha
09/04/22	Toping Keju, Toping Keju/Ceres, Chiffon Keju, Toping Keju/Kacang
10/04/22	Toping Keju, Toping Kacang, Toping Ceres/Kacang, Bolu Mini
11/04/22	Bolu Mini, Chiffon Keju, Toping Keju/Ceres, Toping Keju/Kacang
12/04/22	Filling Strawberry, Toping Ceres/Kacang, Toping Mocha Kacang, Chiffon Keju
13/04/22	Toping Keju/Kacang, Filling Ovomaltine, Bolu Mini, Chiffon Choco Chip
14/04/22	Toping Mocha Kacang, Chiffon Choco Chip, Cake box
15/04/22	Filling Mocha Ceres, Toping Ceres, Toping Ceres/Kacang, Filling Nanas
16/04/22	Cake Box, Toping Keju/Ceres, Toping Keju, Toping Kacang
17/04/22	Toping Keju/Kacang, Toping Keju/Ceres, Toping Ceres/Kacang, Toping Kacang
18/04/22	Toping Ceres, Toping Kacang, Toping Ceres/Kacang, Toping Keju/Ceres
19/04/22	Bolu Mini, Toping Kacang, Toping Ceres, Filling Mocha
20/04/22	Toping Keju/Kacang, Toping Keju/Ceres, Filling Nanas, Toping Ceres
21/04/22	Bolu Mini, Chiffon Keju, Filling Strawberry, Toping Keju
22/04/22	Toping Ceres/Kacang, Toping Keju/Ceres, Toping Mocha Kacang, Bolu Mini
23/04/22	Toping Keju, Toping Ceres, Toping Keju/Ceres, Bolu Mini
24/04/22	Chiffon Choco Chip, Filling Mocha Ceres, Toping Keju/Ceres, Cake Box
25/04/22	Filling Ovomaltine, Cake Box, Filling Mocha, Toping Ceres
26/04/22	Toping Keju/Ceres, Toping Ceres/Kacang, Toping Keju/Kacang, Filling Strawberry
27/04/22	Toping Kacang, Toping Keju/Ceres, Filling Strawberry, Toping Mocha Kacang
28/04/22	Toping Mocha Kacang, Filling Mocha Ceres, Bolu Mini, Chiffon Choco Chip
29/04/22	Toping Keju/Kacang, Toping Mocha Kacang, Filling Mocha, Chiffon Choco Chip
30/04/22	Toping Ceres/Kacang, Bolu Mini, Toping Keju, Toping Ceres

3.1. Pembentukan Pola Frekuensi Tinggi

a. 1 itemset

Setelah pembentukan pola transaksi selanjutnya adalah proses pembentukan 1 *itemset* berdasarkan data yang sudah ada terdapat pada tabel 1 ditentukan jumlah *minimum support* = 20%. Menggunakan rumus berikut :

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

Tabel 2. Perhitungan *Support* dari 1 *Itemset*

Nama Kue	Jumlah	Proses <i>Support</i>	<i>Support</i>
Toping Ceres	12	(12/30)*100%	40,00%
Toping Keju	7	(7/30)*100%	23,33%
Toping Kacang	6	(6/30)*100%	20,00%
Toping Mocha kacang	9	(9/30)*100%	30,00%
Toping Keju/Ceres	14	(14/30)*100%	46,67%
Toping Ceres/Kacang	12	(12/30)*100%	40,00%
Toping Keju/Kacang	10	(10/30)*100%	33,33%
Filling Ovomaltine	5	(5/30)*100%	16,67%
Filling Mocha	5	(4/30)*100%	16,67%
Filling Nanas	4	(4/30)*100%	13,33%
Filling Strawberry	5	(5/30)*100%	16,67%
Filling Mocha Ceres	4	(4/30)*100%	13,33%
Bolu Mini	11	(11/30)*100%	36,67%
Chiffon Keju	5	(5/30)*100%	16,67%
Chiffon Choco Chip	5	(5/30)*100%	16,67%
Cake Box	4	(3/30)*100%	13,33%

Dari tabel 2, ditemukan 2 jenis kue yaitu *spons* dan *cupcake* mini dengan 8 varian rasa kue yang memenuhi *minimum* nilai *support* yaitu:

Table 3. Tabel Hasil Dari *Minimum Support*

Nama Kue	Jumlah	Proses <i>Support</i>	<i>Support</i>
Toping Keju/Ceres	14	(14/30)*100%	46,67%
Toping Ceres	12	(12/30)*100%	40,00%
Toping Ceres/Kacang	12	(12/30)*100%	40,00%
Bolu Mini	11	(11/30)*100%	36,67%
Toping Keju/Kacang	10	(10/30)*100%	33,33%
Toping Mocha kacang	9	(9/30)*100%	30,00%
Toping Keju	7	(7/30)*100%	23,33%
Toping Kacang	6	(6/30)*100%	20,00%

Selanjutnya, pembentukan 2 *itemset* diambil dari data pada tabel 3, dengan melakukan kombinasi produk dengan menentukan jumlah *minimum support* = 20%. Menggunakan rumus berikut:

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

Tabel 4. Perhitungan *Support* dari 2 *Itemset*

Nama Kue	Jumlah	Proses <i>Support</i>	<i>Support</i>
Topping Keju/Ceres, Topping Ceres	6	$(6/30)*100\%$	20,00%
Topping Keju/Ceres, Topping Ceres/Kacang	5	$(5/30)*100\%$	16,67%
Topping Keju/Ceres, Bolu Mini	2	$(2/30)*100\%$	6,67%
Topping Keju/Ceres, Topping Keju/Kacang	6	$(6/30)*100\%$	20,00%
Topping Keju/Ceres, Topping Mocha kacang	3	$(3/30)*100\%$	10,00%
Topping Keju/Ceres, Topping Keju	4	$(4/30)*100\%$	13,33%
Topping Keju/Ceres, Topping Kacang	4	$(4/30)*100\%$	13,33%
Topping Ceres, Topping Ceres/Kacang	6	$(6/30)*100\%$	20,00%
Topping Ceres, Bolu Mini	3	$(3/30)*100\%$	10,00%
Topping Ceres, Topping Keju/Kacang	3	$(3/30)*100\%$	10,00%
Topping Ceres, Topping Mocha kacang	2	$(2/30)*100\%$	6,67%
Topping Ceres, Topping Keju	3	$(3/30)*100\%$	10,00%
Topping Ceres, Topping Kacang	2	$(2/30)*100\%$	6,67%
Topping Ceres/Kacang, Bolu Mini	4	$(4/30)*100\%$	13,33%
Topping Ceres/Kacang, Topping Keju/Kacang	4	$(4/30)*100\%$	13,33%
Topping Ceres/Kacang, Topping Mocha kacang	4	$(4/30)*100\%$	13,33%
Topping Ceres/Kacang, Topping Keju	2	$(2/30)*100\%$	6,67%
Topping Ceres/Kacang, Topping Kacang	3	$(3/30)*100\%$	10,00%
Bolu Mini, Topping Keju/Kacang	2	$(2/30)*100\%$	6,67%
Bolu Mini, Topping Mocha kacang	3	$(3/30)*100\%$	10,00%
Bolu Mini, Topping Keju	4	$(4/30)*100\%$	13,33%
Bolu Mini, Topping Kacang	2	$(2/30)*100\%$	6,67%
Topping Keju/Kacang, Topping Mocha kacang	2	$(2/30)*100\%$	6,67%
Topping Keju/Kacang, Topping Keju	3	$(3/30)*100\%$	10,00%
Topping Keju/Kacang, Topping Kacang	1	$(1/30)*100\%$	3,33%
Topping Mocha kacang, Topping Keju	0	$(0/30)*100\%$	0,00%
Topping Mocha kacang, Topping Kacang	1	$(1/30)*100\%$	3,33%
Topping Keju, Topping Kacang	2	$(2/30)*100\%$	6,67%

Setelah dilakukan perhitungan menggunakan rumus 2 *itemset* dapat diketahui kombinasi dua produk yang memenuhi *minimum support* = 20% yaitu berikut ini:

Tabel 5. Tabel Hasil Dari *Minimum Support*

Nama Kue	Jumlah	Proses <i>Support</i>	<i>Support</i>
Topping Keju/Ceres, Topping Ceres	6	$(6/30)*100\%$	20,00%
Topping Keju/Ceres, Topping Keju/Kacang	6	$(6/30)*100\%$	20,00%
Topping Ceres, Topping Ceres/Kacang	6	$(6/30)*100\%$	20,00%

3.2 Pembentukan Aturan Asosiatif

Setelah frekuensi tinggi telah ditemukan hasilnya selanjutnya adalah mencari aturan asosiasi yang memenuhi *minimum confidence* dengan cara menghitung *confidence* dari aturan asosiasi A->B. Diberikan *minimum confidence* = 50%

Tabel 6. Perhitungan *Minimum Confidence*

Nama Kue	Jumlah	Proses Confidence	Confidence
Toping Keju/Ceres, Toping Ceres	6	(6/14)*100%	42,86%
Toping Keju/Ceres, Toping Keju/Kacang	6	(6/14)*100%	42,86%
Toping Ceres, Toping Ceres/Kacang	6	(6/12)*100%	50,00%
Toping Ceres, Toping Keju/ceres	6	(6/12)*100%	50,00%
Toping Keju/Kacang, Toping Keju/Ceres	6	(6/10)*100%	60,00%
Toping Ceres/Kacang, Toping Ceres	6	(6/12)*100%	50,00%

Setelah mencari nilai frekuensi dan aturan asosiasi secara manual dengan transaksi 30 hari, maka diperoleh aturan asosiasi untuk kombinasi dua *itemset* maka nilai dari *minimum support* = 20% dan nilai *minimum confidence* = 50% menggunakan rumus sebagai berikut:

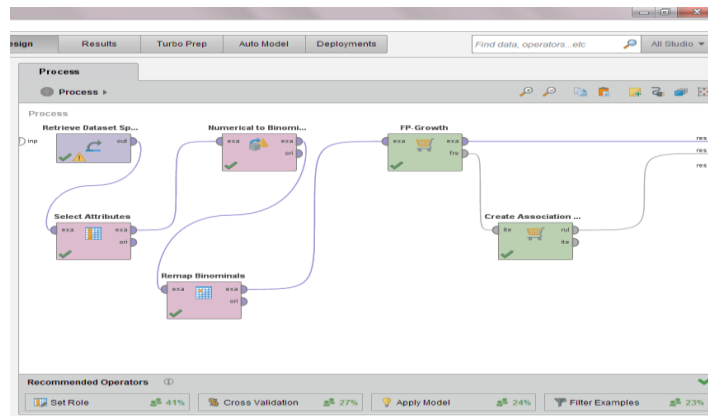
$$Confidence (B|A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}$$

Tabel 7. Hasil dari perhitungan *support* dan *confidence*

Rule Assosiation	Support	Confidence
Jika membeli Toping Ceres maka akan membeli Toping Ceres/Kacang	20%	50%
Jika membeli Toping Ceres maka akan membeli Toping Keju/Ceres	20%	50%
Jika membeli Toping Keju/Kacang maka akan membeli Toping Keju/Ceres	20%	60%
Jika membeli Toping Ceres/Kacang maka akan membeli Toping Ceres	20%	50%

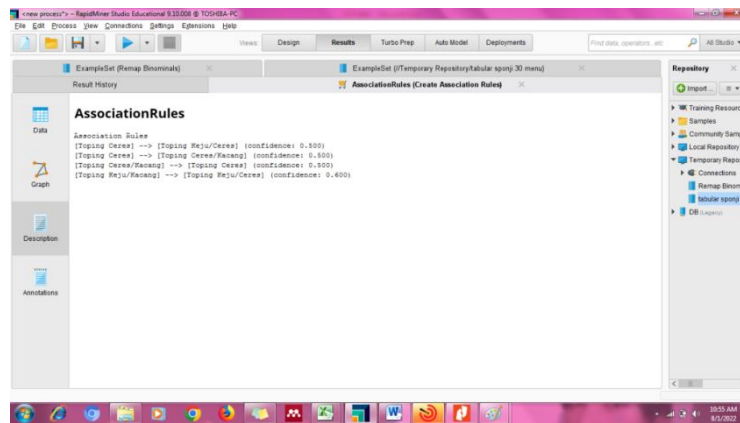
3.3 Implementasi Pada Aplikasi *RapidMiner Studio*

RapidMiner merupakan alat yang dapat menampilkan ratusan persiapan data dan algoritma untuk mendukung semua proyek data mining. Pengguna dapat melakukan seperti memasukkan data mentah, termasuk *database* dan teks, yang akan dianalisis secara otomatis dan cerdas dalam skala besar[15]. Selanjutnya adalah dilakukannya perhitungan pada aplikasi menggunakan data transaksi selama 30 hari dibulan april. Berikut adalah proses penambahan operator pada aplikasi *RapidMiner Studio*



Gambar 4. Proses Antara Operator *RapidMiner*

Hasil dari data 30 transaksi pada proses menggunakan aplikasi *RapidMiner* dengan *minimum support* = 20% dan *minimum confidence* = 50%, berikut ini adalah gambaran dari hasil yang telah didapatkan:



Gambar 5. Hasil Data Aturan Asosiasi

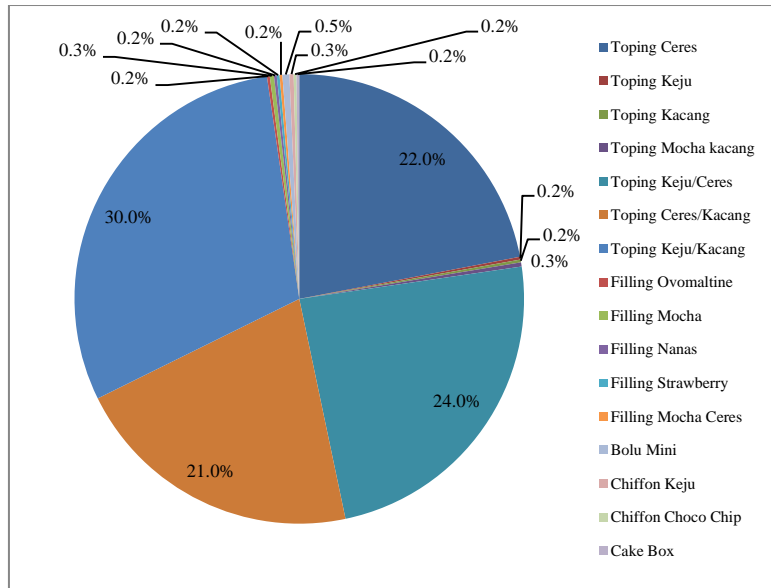
Pada tabel dibawah ini adalah hasil perbandingan dengan menggunakan perhitungan manual dan aplikasi *RapidMiner Studio* dengan ketentuan nilai *minimum support* = 20% dan *minimum confidence* = 50% sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil perbandingan manual dan RapidMiner

<i>Rule Assosiation</i>	Perhitungan Manual		Perhitungan RapidMiner		Keterangan
	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>	
Jika membeli Topping Ceres maka akan membeli Topping Ceres/Kacang	20%	50%	20%	50%	<i>Valid</i>
Jika membeli Topping Ceres maka akan membeli Topping Keju/Ceres	20%	50%	20%	50%	<i>Valid</i>
Jika membeli Topping Keju/Kacang maka akan membeli Topping Keju/Ceres	20%	60%	20%	60%	<i>Valid</i>

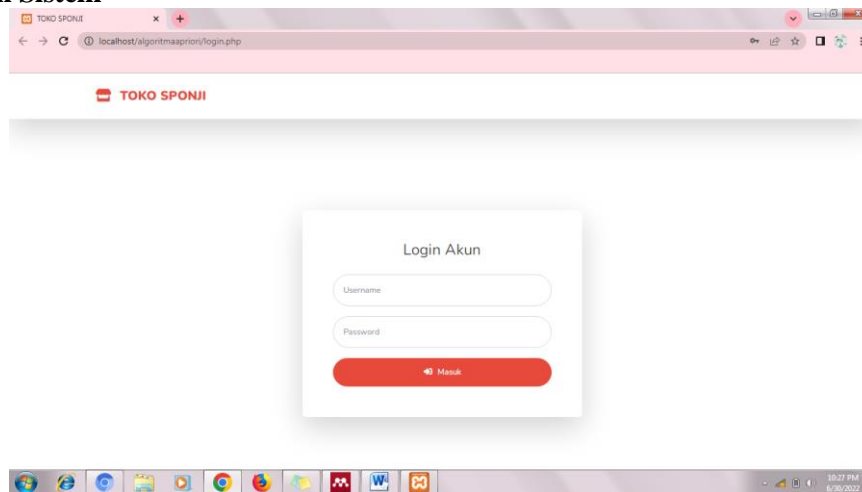
Jika membeli Topping Ceres/Kacang maka akan membeli Topping Ceres	20%	50%	20%	50%	Valid
---	-----	-----	-----	-----	-------

Dari hasil diatas penulis dapat menyimpulkan persentase dari setiap varian kue yang harus di stok pada toko Sponji dibulan selanjutnya adalah sebagai berikut:



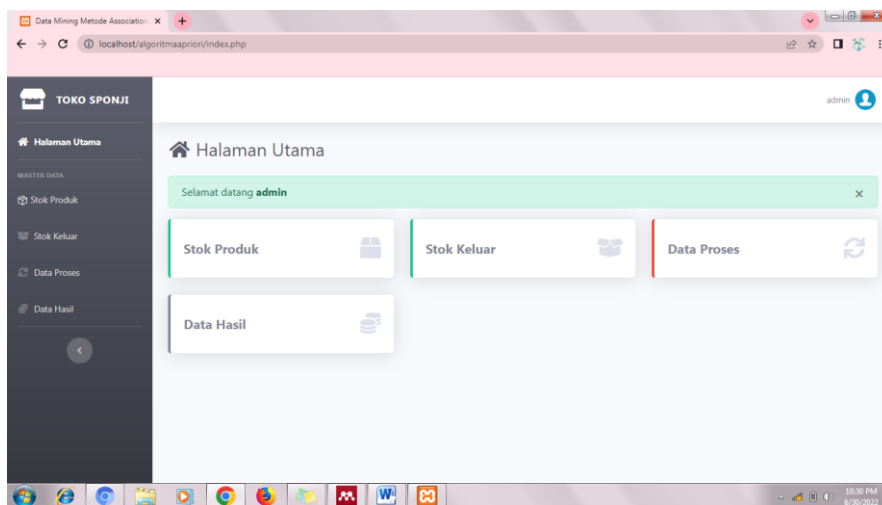
Gambar 4. Persentase diagram varian kue Toko Sponji

3.4 Pengujian Sistem



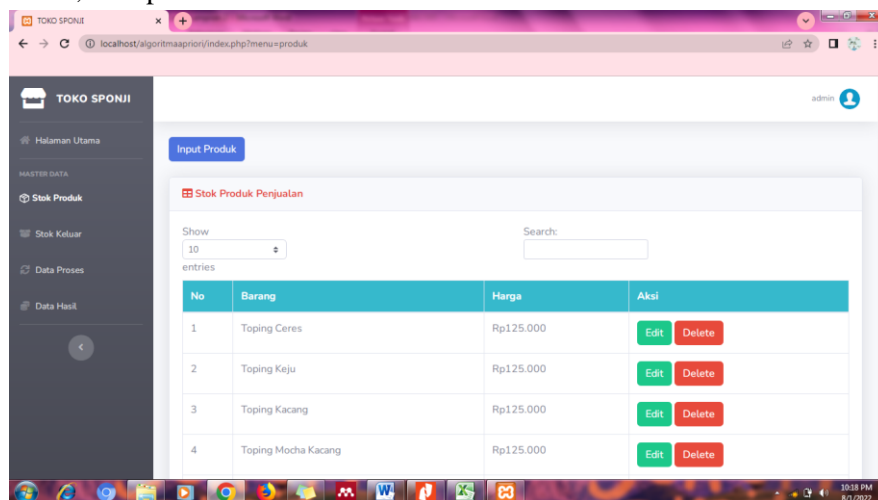
Gambar 6. Tampilan Login

Pada tampilan halaman depan, terdapat *log-in* akun yang dapat dilakukan oleh admin untuk *input username* dan juga *password*.



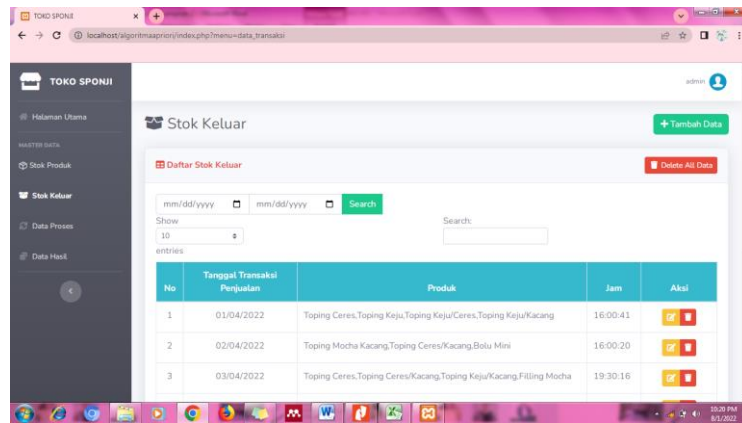
Gambar 7. Halaman Utama

Ketika berhasil *log-in*, selanjutnya adalah tampilan halaman utama, terdapat menu seperti stok produk, stok keluar, data proses dan data hasil.



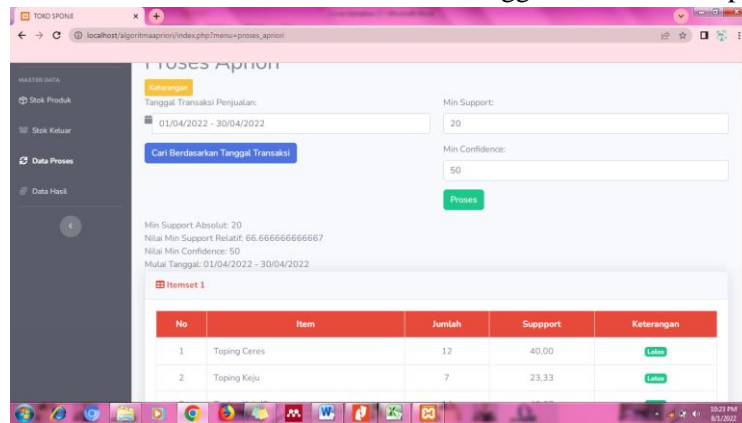
Gambar 8. Tampilan Halaman Stok Produk

Terdapat halaman stok produk dimana admin bisa menambahkan, mengedit, menghapus produk yang akan ditampilkan pada halaman ini adalah barang, harga dan aksi.



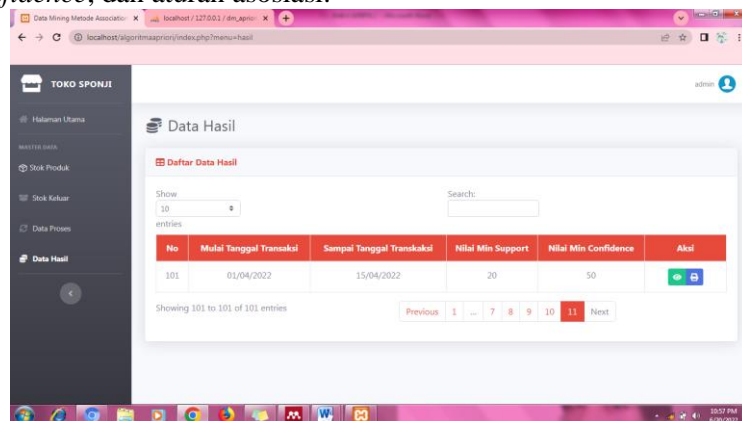
Gambar 9. Halaman Stok Keluar

Untuk halaman stok keluar adalah hasil yang telah ditambahkan di halaman stok produk, pada halaman ini terdapat *search bar*, tambah data, *delete* data, tanggal transaksi, dan produk.



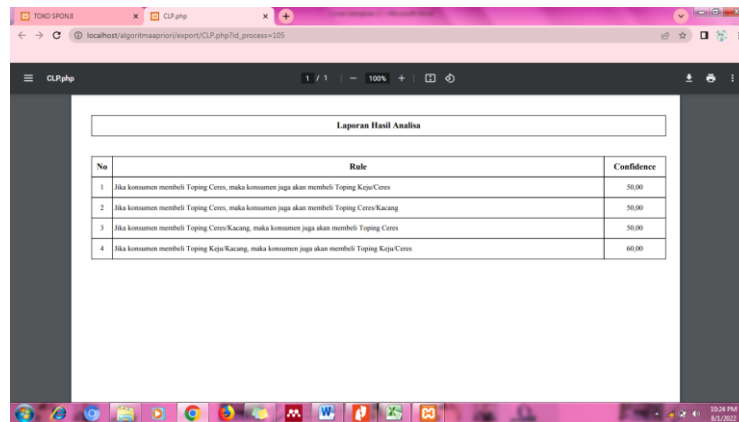
Gambar 10. Halaman Data Proses Apriori

Pada data proses menampilkan nilai *support* pada hasil 1 *itemset*, 2 *itemset*, 3 *itemset*, proses pencarian nilai *confidence*, dan aturan asosiasi.



Gambar 11. Halaman Data Hasil

Pada halaman data hasil ini, admin bisa melihat kembali hasil yang telah dilakukan pada menu data proses dari nilai *minimal support* dan *minimal confidence* sesuai dengan tanggal yang ingin dilihat kembali.



No	Rule	Confidence
1	Jika konsumen membeli Topping Ceres, maka konsumen juga akan membeli Topping Keju/Ceres	50,00
2	Jika konsumen membeli Topping Ceres, maka konsumen juga akan membeli Topping Ceres/Kacang	50,00
3	Jika konsumen membeli Topping Ceres/Kacang, maka konsumen juga akan membeli Topping Ceres	50,00
4	Jika konsumen membeli Topping Keju/Kacang, maka konsumen juga akan membeli Topping Keju/Ceres	60,00

Gambar 12. Halaman Cetak Hasil

Halaman cetak hasil merupakan *print out* hasil yang terdapat pada menu halaman data hasil untuk bisa melihat aturan asosiasi yang telah didapatkan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang berjudul “Analisis Pengelolaan Stok Kue Menggunakan Algoritma Apriori Pada Toko Kue Sponji” maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Data yang telah dilakukan dengan perhitungan manual dan melalui aplikasi mendapatkan hasil 4 *rules association* dimana toko sponji dapat menambahkan ketersediaan pada kue variasi rasa topping ceres, topping ceres/kacang, topping keju/ceres, dan topping keju/kacang.
2. varian topping keju/kacang dan topping keju/ceres mendapatkan nilai *confidence* tertinggi dimana minat pelanggan akan cenderung mencari variasi tersebut, dan dapat juga menjadi pilihan menu *best seller* dari toko sponji.
3. Evaluasi akhir toko sponji dapat memanfaatkan penggunaan web sistem agar data transaksi perharinya dapat dilihat serta diolah dengan baik dan data penjualan akan tersimpan dengan sistematis dalam *database*.

Dalam penelitian ini penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penulisan, ini adalah beberapa saran yang dapat digunakan untuk meningkatkan penelitian:

1. Penggunaan data transaksi yang jangkanya lebih luas lagi dibandingkan satu bulan.
2. Dapat mencoba menggunakan aplikasi lainnya untuk proses *data mining* selain *RapidMiner*.
3. Melakukan penelitian langsung kepada pelanggan agar dapat mengetahui variasi mana yang lebih diinginkan.

Daftar Pustaka

- [1] V. Resista, S. Yayan, S. Novi, B. A. Dimas, And S. M. Saskia, Manajemen Persediaan. Bandung: Media Sains Indonesia, 2020.
- [2] W. Ardiyanti And N. Priyono, “Efektivitas Sistem Pengendalian Internal Pada Pengelolaan Persediaan Barang Habis Pakai (Alat Tulis Kantor) Di Dinas Pertanian Dan Pangan Kota Magelang,” *Econ. Educ. J.*, Vol. 3, No. 1, Pp. 42–53, 2021, Doi: 10.33503/Ecoducation.V3i1.1132.

- [3] S. Wahyuni, Suherman, And Lumalo Portibi Harahap, “Implementasi Algoritma,” Pros. Sintak 2017, Vol. 2, No. 2, Pp. 31–39, 2017.
- [4] J. Deny, R. William, And Z. Muhammad, Konsep *Data Mining* Dan Penerapan. Yogyakarta: Deepublish, 2020.
- [5] Z. Nabila, A. Rahman Isnain, And Z. Abidin, “Analisis *Data Mining* Untuk *Clustering* Kasus *Covid-19* Di Provinsi Lampung Dengan Algoritma *K-Means*,” J. Teknol. Dan Sist. Inf., Vol.2, No.2, P.100, 2021, [Online]. Available: [Http://Jim.Teknokrat.Ac.Id/Index.Php/Jtsi](http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/jtsi)
- [6] M. Syahril, K. Erwansyah, And Y. Milfa, “Penerapan *Data Mining* Untuk Menentukan Pola Penjualan Peralatan Sekolah Pada Brand Wigglo Dengan Menggunakan Algoritma Apriori,” ■, Vol. 118, No. 1, Pp. 118–136, 2020.
- [7] N. Dicky, Konsep Data Mining Vs Sistem Pendukung Keputusan. Yogyakarta: Deepublish, 2017.
- [8] P. N. Harahap And S. Sulindawaty, “Implementasi *Data Mining* Dalam Memprediksi Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Pt.Arma Anugerah Abadi Cabang Sei Rampah),” Matics, Vol. 11, No. 2, P. 46, 2020, Doi: 10.18860/Mat.V11i2.7821.
- [9] P. Mai, S. Tarigan, And J. T. Hardinata, “Implementasi *Data Mining* Menggunakan Algoritma Apriori Dalam Menentukan Persediaan Barang (Studi Kasus : Toko Sinar Harahap) *Implementation Of Data Mining Using Apriori Algorithm In Determining Inventory (Case Study : Sinar Harahap Store)*,” Vol. 2, No. 1, Pp. 9–19, 2022, Doi: 10.25008/Janitra.V2i1.142.
- [10] S. A. R. Sutomo And F. Handayanna, “Analisis Pola Pembelian Obat Di Apotek Sekar Adi Menggunakan Metode Algoritma Apriori Depok,” J-Sakti (Jurnal Sains Komput. Dan Inform., Vol. 4, No. 1, P. 112, 2020, Doi: 10.30645/J-Sakti.V4i1.192.
- [11] N. Barkah, E. Sutinah, And N. Agustina, “Metode Asosiasi *Data Mining* Untuk Analisa Persediaan Fiber Optik Menggunakan Algoritma Apriori,” J. Kaji. Ilm., Vol. 20, No. 3, Pp. 237–248, 2020, Doi: 10.31599/Jki.V20i3.288.
- [12] A. Ishaq, L. A. Utami, And S. Mariana, “Analisa Pola Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori Pada Apotek Zam-Zam Bogor,” Syntax J. Inform., Vol. 08 No. 1, No.1, Pp.13–23, 2019.
- [13] R. Hormati, S. Yusuf, And M. Abdurahman, “Sistem Informasi Data Poin Pelanggaran Siswa Menggunakan Metode *Prototyping* Berbasis Web Pada Sma Negeri 10 Kota,” J. Ilm. Ilk. - Ilmu Komput. Inform., Vol. 4, No. 2, Pp. 93–103, 2021, Doi: 10.47324/Ilkominfo.V4i2.128.
- [14] M. Adli, M. Sulistiyono, T. Sudiby, And B. Bernadhed, “Analisis Dan Pengembangan Media Pembelajaran Tentang Pengenalan Benda Disekitar Sekolah Berbasis *Augmented Reality* Menggunakan *Unity* Di Paud Labiba Maulida Boyolali,” Respati, Vol. 17, No. 2, P. 30, 2022, Doi: 10.35842/Jtir.V17i2.455.
- [15] J. Deny, S. Muhammad, M. Herman, And E. Syahril, Teknik Evaluasi *Cluster* Solusi Menggunakan *Python* Dan *Rapidminer*. Yogyakarta: Deepublish, 2021.

