

Penerapan Data Mining Terhadap Data Penjualan Lapis Bogor Sangkuriang Dengan Metode Algoritma Apriori

Bella Audi Najib¹, Nining Suryani²

¹Program Studi Sistem Informasi
STMIK Nusa Mandiri Jakarta
Jl. Damai No. 8, Warung Jati Barat, Pasar Minggu, Jakarta Selatan
bellaudinajib@gmail.com

²Program Studi Sistem Informasi Kampus Kabupaten Karawang
Universitas Bina Sarana Informatika
Jl. Kamal Raya No. 18 Ringroad Barat, Cengkareng, Jakarta Barat
ning.nns@bsi.ac.id

Diterima	Direvisi	Disetujui
23-10-2019	19-12-2020	31-01-2020

Abstrak - Penentuan pola pembelian barang dan tata letak barang berdasarkan kecenderungan konsumen membeli barang dapat menjadi salah satu solusi bagi Toko Lapis Bogor Sangkuriang dalam pengembangan strategi pemasaran sehingga dapat meningkatkan penjualan produk Lapis Bogor Sangkuriang. Algoritma yang dapat digunakan untuk penentuan pola pembelian barang dan tata letak ini adalah Algoritma Apriori yang merupakan salah satu algoritma data mining dalam pembentukan asosiasi rule mining. Dengan frequent item/itemset pada algoritma apriori dengan menghasilkan frequent yang sedikit, tanpa melakukan candidate generation dan meminimalkan tahapan penyelesaian yang dimulai pada k-1 item atau tahapan pertama pada algoritma apriori selanjutnya digunakan dengan metode FP-Growth dimana metode ini sangat signifikan dengan algoritma apriori, efisien dari segi waktu, tahap penyelesaian lebih cepat, sedikit menghasilkan pattern frequent item/itemset dan lebih terperinci dalam memaparkan hasil frequent item karena hasil frequent yang bernilai < 1 masih diperlihatkan, tidak di hapus. Penelitian ini menghasilkan Produk yang paling banyak terjual untuk kue lapis adalah Original Keju, Brownies Keju, Full Talas. Berdasarkan aturan asosiasi final yang diketahui jika membeli kue Lapis Bogor Sangkuriang varian Original Keju maka akan membeli Lapis Bogor Sangkuriang varian Brownies Keju dan Full Talas Keju dengan nilai *support* 30% dan nilai *confidence* 70%. Berdasarkan hasil inilah perusahaan dapat mengambil keputusan pengembangan strategi yang dilakukan selanjutnya.

Kata Kunci: Algoritama Apriori, FP-Growth, Asosiasi Rule Mining

Abstract - Determination of the pattern of purchasing goods and layout of goods based on the tendency of consumers to buy goods can be one solution for the Bogor Sangkuriang Lapis Shop in developing marketing strategies so as to increase sales of Lapis Bogor Sangkuriang products. The algorithm that can be used to determine the pattern of purchasing goods and this layout is the Apriori Algorithm which is one of the data mining algorithms in the formation of rule mining associations. With frequent items in a priori algorithm by producing a small frequent, without doing candidate generation and minimizing the completion stages starting at k-1 items or the first stage in the a priori algorithm then used with the FP-Growth method where this method is very significant with the a priori algorithm, efficient in terms of time, the completion stage is faster, produces less frequent items and is more detailed in describing frequent item results because frequent results with a value < 1 are still shown, not deleted. This research produced the most sold products for layer cakes are Original Cheese, Cheese Brownies, Full Talas. Based on the rules of the final association, it is known that if you buy the Bogor Sangkuriang Lapis Original Cheese cake layer, you will buy the Lapis Bogor Sangkuriang Brownies Cheese and Full Talas Cheese with a support value of 30% and a confidence value of 70%. Based on these results the company can make the decision to develop a strategy that is done next.

Keywords: Apriori Algoritama, FP-Growth, Rule Mining Association

PENDAHULUAN

Kota Bogor merupakan salah satu destinasi pariwisata di Jawa Barat juga memiliki kuliner yang sangat beragam. Banyak UMKM di Bogor pada sektor makanan berlomba untuk mengolah makanan semenaarik mungkin untuk menarik minat beli konsumen. Beberapa contoh UMKM di Bogor yang mulai berkembang adalah Macroni Panggang, Choco Lava, Roti Unyil Venus, Lapis Bogor Sangkuriang Pizza Meteran, dan masih banyak lagi. LAPIS BOGOR SANGKURIANG hadir dengan produk olahan makanan lapis bolu berbahan dasar talas yang sangat inovatif.

Rasa dan kualitas menjadi prinsip utama LAPIS BOGOR SANGKURIANG terhadap produknya. Sejak berdiri pada 2011, LAPIS BOGOR SANGKURIANG telah mampu memikat banyak pecinta kuliner di Bogor. Persaingan diantara industri makanan olahan khususnya produk oleh-oleh khas daerah menjadi suatu tantangan tersendiri bagi para pelaku usaha untuk mampu mempertahankan eksistensi usahanya. Posisi LAPIS BOGOR SANGKURIANG yang sedang dalam masa tumbuh memerlukan strategi promosi yang tepat yang dapat digunakan untuk mempertahankan bahkan mengekspansi konsumennya sehingga penjualan LAPIS BOGOR SANGKURIANG akan terus meningkat.

Semakin pesat pertumbuhan makanan dikalangan masyarakat mengakibatkan seringnya LAPIS BOGOR SANGKURIANG melakukan inovasi dari segala macam pilihan rasa. Pemilihan jenis rasa makanan yang diminati masyarakat menjadi salah satu hal yang sangat berpengaruh dalam penjualan makanan. Didunia penjualan, LAPIS BOGOR SANGKURIANG dituntut agar dapat menemukan suatu formula yang dapat meningkatkan penjualan produk dipasar. Salah satu cara yaitu dengan memanfaatkan data penjualan produk makanan. Dengan menggunakan data yang diperoleh setiap hari dapat dimanfaatkan dan diolah menjadi suatu informasi yang berguna untuk peningkatan penjualan dan promosi produk makanan.

PT. Agrinesia Raya Indonesia yang didirikan semenjak tahun 2011 menjadi salah satu produsen yang pertama dan terbesar di kota Bogor dalam menggunakan bahan dasar utama tepung talas, dengan KUE LAPIS TALAS BOGOR yang diberi nama LAPIS BOGOR SANGKURIANG menjadi produk utama dari perusahaan ini memiliki kekhasan pada rasa dan tekstur kue yang lembut menjadi komitmen dalam mengembangkan usaha produk makanan hingga layak dijadikan oleh-oleh khas Bogor. Dengan melakukan Standard Food Safety System untuk menjamin terjaganya kualitas kue dan mutu serta higienis serta didukung oleh tenaga kerja berkompeten menjadikan PT. Agrinesia Raya Indonesia sebagai produsen

makanan yang diterima baik oleh khalayak umum dari berbagai kalangan. Produk makanan kami telah teruji Sertifikasi Halal Oleh MUI.

Dalam pemasaran suatu produk ada beberapa faktor akan sangat berpengaruh terhadap penjualan, salah satunya adalah strategi dalam penjualan. Dengan strategi yang bagus sebuah produk akan terjual dengan cepat, namun jika strategi yang di gunakan tidak tepat maka suatu produk akan menurun dari segi penjualan. (Hidayat & Wijanarto, 2017)

Agar memudahkan mengolah data yang telah ada dengan jumlah yang sangat banyak, digunakan data mining. Dengan menggunakan data mining maka akan didapatkan suatu pengetahuan didalam kumpulan data-data yang banyak tersebut. Salah satu penerapan data mining adalah dibidang penjualan produk. Hal ini dilakukan agar sasaran penjualan produk makanan tepat dan tidak menghabiskan banyak waktu dan biaya dalam memilih target produk yang diminati masyarakat.

Pengolahan data untuk memperoleh informasi mengenai pola-pola dapat dilakukan dengan data mining, yaitu Association Rules. Algoritma Apriori yang merupakan salah satu metode Association Rules cocok untuk diterapkan bila terdapat beberapa hubungan item yang ingin dianalisis (Aprianti, Permadi, & Oktaviani, 2017)

Penelitian dengan penerapan algoritma apriori yang dilakukan dapat menemukan sejumlah aturan asosiasi dari basis data transaksi penjualan produk buku di percetakan PT.Gramedia dan dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam pembuatan strategi pemasaran dan penjualan. (Gunadi & Sensuse, 2012)

Penerapan algoritma apriori juga dapat di terapkan pada penjualan tiket pesawat mengetahui hubungan pola frekuensi penjualan tiket pesawat yang paling sering di beli oleh konsumen. (Siregar, 2014)

1. Penerapan Algoritma Apriori dapat juga untuk membantu dalam membentuk calon kombinasi item, kemudian dilakukan pengujian apakah kombinasi tersebut memenuhi parameter support dan confidence minimum yang merupakan nilai ambang yang diberikan oleh peneliti. Jika memenuhi parameter support dan confidence maka hasil tersebut dapat membantu dalam penentuan pola pembelian barang dan membantu tata letak barang berdasarkan kecenderungan konsumen membeli barang. Masalah yang diidentifikasi pada Toko Lapis Bogor Sangkuriang adalah bagaimana pengembangan strategi pemasaran untuk meningkatkan penjualan produk Lapis Bogor Sangkuriang..

METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengertian Data Mining

Nama data mining sebenarnya mulai di kenal sejak tahun 1990, ketika pekerjaan pemanfaatan data menjadi sesuatu yang penting dalam berbagai bidang, mulai dari bidang akademik, bisnis, juga medis.

Proses perulangan dan interaktif untuk menemukan pola-pola atau model baru yang shahih (sempurna), berguna dan bisa dimengerti dalam suatu database yang sangat besar (*massive databases*) merupakan salah satu kegunaan data mining. Data mining mengandung pencarian trend atau pola yang diinginkan dalam database besar untuk membantu pengambilan keputusan di waktu yang akan datang. (Syahdan & Sindar, 2018)

Data mining merupakan istilah yang digunakan untuk menguraikan penemuan pengetahuan didalam database. Data mining adalah suatu proses yang mengenakan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang berguna dan pengetahuan yang terkait dari berbagai macam database besar (Nursikuwagus & Hartono, 2016)

Data mining yaitu proses yang memperkerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis. (Halim, 1917)

Menurut Kusriani and Taufiq dalam (Rahmawati & Merlina, 2018) Definisi umum dari data mining itu sendiri adalah proses pencarian pola-pola yang tersembunyi (*hidden patern*) berupa pengetahuan (*knowledge*) yang tidak diketahui sebelumnya dari suatu sekumpulan data dimana data tersebut dapat berada di dalam database, data warehouse, atau media penyimpanan informasi yang lain.

Menurut Hermawati dalam (Rahmawati & Merlina, 2018) Data mining dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan yaitu:

1. Deskripsi: Terkadang peneliti dan analis secara sederhana ingin mencoba mencari cara menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat didalam data.
2. Estimasi: Estimasi hamper sama dengan klasifikasi, kecuali variabel target estimasi lebih kearah numerik daripada kearah kategori.
3. Prediksi: Prediksi hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada di masa mendatang.

B. Algoritma Apriori

Menurut Dan Toomey dalam (Ristianingrum & Sulastri, 2017), Apriori adalah algoritma kelas yang membantu mempelajari

peraturan asosiasi. Ini bekerja melawan transaksi. Algoritma mencoba untuk menemukan himpunan bagian yang umum dalam kumpulan data. Ambang batas minimum harus dipenuhi agar asosiasi dapat dikonfirmasi.

Menurut (Sianturi, 2018) Algoritma apriori adalah algoritma paling terkenal untuk menemukan pola frekuensi tinggi. minimum support. Sedangkan pola frekuensi tinggi ialah pola item yang ada pada suatu database dimana mempunyai frekuensi atau support di atas ambang batas tertentu yang disebut dengan istilah

Menurut (Sianturi, 2018) Algoritma apriori dibagi menjadi beberapa tahap yang disebut iterasi atau pass yaitu:

1. Pembentukan kandidat itemset, kandidat kitemset dibentuk dari kombinasi (k-1)-itemset yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu cara dari algoritma apriori adalah adanya pemangkasan calon k-itemset yang subsetnya yang berisi k-1 item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1.

2. Penghitungan support dari tiap kandidat kitemset. Support dari tiap calon k-itemset didapat dengan melakukan scan database yang bertujuan untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item di dalam kandidat k-itemset tersebut. Ini merupakan ciri dari algoritma apriori dimana diperlukan penghitungan dengan scan seluruh database sebanyak kitemset terpanjang

3. Tetapkan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi yang megandung k item atau k-itemset ditetapkan dari calont k-itemset yang supportnya lebih besar dari minimum support.

4. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka k ditambah satu dan kemabali ke bagian 1.

Tahapan ini untuk mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support sebuah item diperoleh dengan menggunakan rumus berikut:

$$\text{support } A = \frac{\text{jumlah transaksi berisi } A}{\text{total transaksi}}$$

Sementara, nilai support dari 2 item didapatkan dengan menggunakan rumus :

$$\begin{aligned} \text{support } A, B &= \frac{P(A \cap B)}{P(A, B)} \\ &= \frac{\sum \text{transaksimengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi}} \end{aligned}$$

Frequent itemset menunjukkan itemset yang memiliki frekuensi kemunculan lebih dari nilai minimum yang ditentukan (\emptyset). Misalkan $\emptyset = 2$, maka semua itemsets yang frekuensi kemunculannya lebih dari atau sama dengan 2 kali disebut frequent. Himpunan dari frequent kitemset dilambangkan dengan Fk.

C. TANAGRA

Tanagra adalah software data mining bebas untuk tujuan akademik dan penelitian. Ini mengusulkan beberapa metode data mining dari analisis eksplorasi data, pembelajaran statistik, pembelajaran mesin dan daerah database. Tanagra adalah proyek open source karena setiap peneliti dapat mengakses ke kode sumber, dan menambahkan algoritma sendiri, sejauh dia setuju dan sesuai dengan lisensi distribusi perangkat lunak.

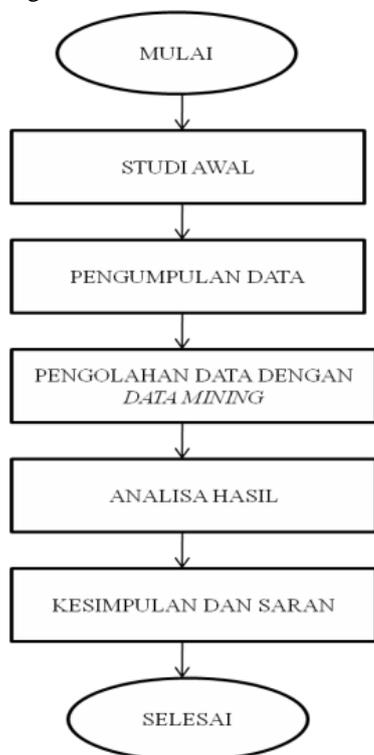
Tujuan utama dari proyek tanagra adalah memberikan peneliti dan mahasiswa yang mudah untuk menggunakan perangkat lunak data mining, sesuai dengan norma-norma yang hadir dari pengembangan perangkat lunak dalam domain ini (terutama dalam desain GUI dan cara untuk menggunakannya), dan memungkinkan untuk menganalisa baik data yang nyata atau sintesis.

Tujuan kedua tanagra adalah untuk mengusulkan kepada peneliti arsitektur yang memungkinkan mereka untuk dengan mudah menambahkan metode data mining mereka sendiri, untuk membandingkan kinerja mereka.

(Sumber: <http://www.peric.univ-lyon2.fr/~ricco/tanagra/en/tanagra.html>).

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Kerangka Pemikiran



Sumber (Najib & Suryani, 2019)

Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini diawali dengan melakukan studi awal guna mencari dan mempelajari masalah yang ada pada di PT. Agronesia Raya Indonesia Kemudian menentukan ruang lingkup masalah, latar belakang masalah. Selanjutnya melakukan pengumpulan data penjualan produk lapis bogor sangkuriang periode September 2018 – Februari 2019 di PT. Agronesia Raya Indonesia. Selanjutnya set data penjualan ini dilakukan pengolahan dengan terlebih dahulu melakukan identifikasi masalah yaitu, dengan mencari beberapa item set nilai support dan nilai confidence, yang sering dihadapi oleh PT. Agronesia Raya Indonesia. Tahap selanjutnya dilakukan analisa masalah dengan tujuan agar dapat mengetahui dan memperoleh gambaran yang jelas bagaimana bentuk penyelesaian dan algoritma apa yang dapat digunakan untuk penyelesaiannya. Kemudian dilakukan dengan menggunakan teknik data mining dengan algoritma Apriori untuk mendapatkan hasil sebagai tujuan yang akan dicapai oleh peneliti yang kemudian dapat dijadikan pihak PT.Agronesia Raya sebagai pengetahuan dalam meningkatkan penjualan produk lapis bogor sangkuriang kepada konsumen. Populasi daindonelam penelitian ini yaitu 8 rasa produk Lapis Bogor Sangkuriang yang di produksi oleh PT. Agronesia Raya yang di jual di store yang terlihat pada tabel 1. Sedangkan sampel penelitian adalah Store Lapis Bogor Sangkuriang tersebar luas di sekitar wilayah Bogor. Untuk itu penelitian ini dilaksanakan di salah satu store yaitu tepatnya berada di Jalan Baru Bogor sebagai sampel penelitian.

Tabel 1
Sampel Data Produk Lapis Bogor Sangkuriang

No.	Produk Lapis Bogor Sangkuriang
1	Original Keju
2	Full Talas Keju
3	Cocopandan Keju
4	Pisang Coklat
5	Chocovila Keju
6	Original Extra Chesse
7	Kopi Susu
8	Talas Susu

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Data penjualan yang di pilih merupakan data penjualan kue lapisada PT.Agronesia Raya selama 6 bulan, dimulai pada September 2018 sampai Februari 2019. Berikut ini merupakan data penjualan:

1. Bulan September 2018

Tabel 2
Data Penjualan Kue lapis Bulan September 2018

Produk	Total
Brownies Keju 550gr	7369
Chocovila Keju 550gr	3519
Coco Pandan Keju 550gr	3325
Full Talas Keju 550gr	4741
Kopi Susu 550gr	1638
Original Extra Cheese 550gr	1679
Original Keju 550gr	19908
Pisang Cokelat 550gr	3386
Teh Hijau Keju 550gr	2001

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Dari hasil penjualan kue lapis pada bulan September Original Keju 19.908 item terjual dan mendapatkan peringkat pertama paling tinggi kemudian disusul Brownies Keju dengan 7.369 item dan posisi terakhir yang paling banyak dijual yaitu Full Talas Keju dengan 4.741 item.

2. Bulan Oktober 2019

Tabel 3
Data Penjualan Kue lapis Bulan Oktober 2018

Produk	Total
Brownies Keju 550gr	6213
Chocovila Keju 550gr	2648
Coco Pandan Keju 550gr	2759
Full Talas Keju 550gr	3350
Kopi Susu 550gr	3438
Original Extra Cheese 550gr	1052
Original Keju 550gr	18086
Pisang Cokelat 550gr	3238
Teh Hijau Keju 550gr	1826

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Dari hasil penjualan kue lapis pada bulan Oktober Original Keju 18.086 item kue lapis yang paling banyak terjual dan mendapatkan peringkat pertamapaling tinggi kemudian disusul Brownies Keju dengan 6.213 item dan posisi terakhir yang paling banyak dijual yaitu Kopi Susu dengan 3.438 item.

3. Bulan November 2018

Tabel 4
Data Penjualan Kue Lapis Bulan November 2018

Produk	Total
Brownies Keju 550gr	6128
Chocovila Keju 550gr	3388
Coco Pandan Keju 550gr	3147

Full Talas Keju 550gr	4433
Kopi Susu 550gr	3503
Original Extra Cheese 550gr	987
Original Keju 550gr	19660
Pisang Cokelat 550gr	3340
Teh Hijau Keju 550gr	2311

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Dari hasil penjualan kue lapis pada bulan November Original Keju 19.660 item terjual dan mendapatkan peringkat pertama paling tinggi kemudian disusul Brownies Keju dengan 6.128 item dan posisi terakhir yang paling banyak dijual yaitu Full Talas Keju dengan 4.433 item.

4. Bulan Desember 2018

Tabel 5
Data Penjualan Kue Lapis Bulan Desember 2018

Produk	Total
Brownies Keju 550gr	4314
Chocovila Keju 550gr	7257
Coco Pandan Keju 550gr	4303
Full Talas Keju 550gr	6200
Kopi Susu 550gr	4457
Original Extra Cheese 550gr	1187
Original Keju 550gr	27587
Pisang Cokelat 550gr	3633
Teh Hijau Keju 550gr	3871

Sumber: (Najib & Suryani, 2019)

Dari hasil penjualan kue lapis pada bulan Desember Original Keju 27.587 item terjual dan mendapatkan peringkat pertama paling tinggi kemudian disusul Chocovila Keju dengan 7.257 item dan posisi terakhir yang paling banyak dijual yaitu Full Talas Keju dengan 6.200 item.

5. Bulan Januari 2019

Tabel 6
Data Penjualan Kue Lapis Bulan Januari 2019

Produk	Total
Brownies Keju 550gr	3702
Chocovila Keju 550gr	3366
Coco Pandan Keju 550gr	5992
Full Talas Keju 550gr	4673
Kopi Susu 550gr	3094
Original Extra Cheese 550gr	1637
Original Keju 550gr	17095
Pisang Cokelat 550gr	2344
Teh Hijau Keju 550gr	2439

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Dari hasil penjualan kue lapis pada bulan Januari Original Keju 17.095 item terjual dan mendapatkan peringkat pertama paling tinggi kemudian disusul Cocopandan Keju dengan 5.992 item dan posisi terakhir yang paling banyak dijual yaitu Full Talas Keju dengan 4.673 item.

6. Bulan Februari 2019

Tabel 7
Data Penjualan Kue Lapis Bulan Februari 2019

Produk	Total
Brownies Keju 550gr	4856
Chocovila Keju 550gr	2606
Coco Pandan Keju 550gr	3260
Full Talas Keju 550gr	4534
Kopi Susu 550gr	3223
Original Extra Cheese 550gr	1100
Original Keju 550gr	16226
Pisang Cokelat 550gr	2204
Teh Hijau Keju 550gr	656

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Dari hasil penjualan kue lapis pada bulan Februari Original Keju 16.226 item terjual dan mendapatkan peringkat pertama paling tinggi kemudian disusul Brownies Keju dengan 4.856 item dan posisi terakhir yang paling banyak dijual yaitu Full Talas Keju dengan 4534 item.

Tahap dalam menganalisa data dengan algoritma apriori pada kue Lapis dimulai dengan menyeleksi dan membersihkan data-data yang akan dianalisis, kemudian dicari semua jenis *item* kue lapis yang ada didalam transaksi penjualan. Selanjutnya dicari jumlah setiap *item* yang ada pada transaksi penjualan.

B. Pola Transaksi Penjualan Kue lapis Pada PT. Agronesia Raya

Berdasarkan data penjualan Kue lapis pada PT.Agronesia Raya selama 6 bulan didapatkan pola transaksi dengan menganalisis 3 kue lapis yang paling banyak terjadi setiap bulannya, dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8
Pola Transaksi Penjualan Kue lapis

Bulan	Item Set
1	Original Keju, Brownies Keju, Full Talas Keju
2	Original Keju, Brownies Keju, Kopi Susu
3	Original Keju, Brownies Keju, Full Talas Keju

4	Original Keju, Chocovila Keju, Full Talas Keju
5	Original Keju, Cocopandan Keju, Full Talas Keju
6	Original Keju, Brownies Keju, Full Talas Keju

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

C. Melakukan Representasi Data Transaksi

Representasi data transaksi dibuat berdasarkan data transaksi yang terdapat pada table 8 , representasi data tersebut dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 9
Representasi Data Transaksi

Bulan	Item Yang Dibeli
1	Original Keju
1	Brownies Keju
1	Full Talas Keju
2	Original Keju
2	Brownies Keju
2	Kopi Susu
3	Original Keju
3	Brownies Keju
3	Full Talas Keju
4	Original Keju
4	Chocovila Keju
4	Full Talas Keju
5	Original Keju
5	Cocopandan Keju
5	Full Talas Keju
6	Original Keju
6	Brownies Keju
6	Full Talas Keju

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

D. Pembuatan Format Tabular

Format tabular data transaksi bulanan bila dibentuk akan tampak seperti tabel dibawah ini:

Tabel 10
Format Tabular Data Transaksi

Kue	Bulan					
	1	2	3	4	5	6
Original keju	1	1	1	1	1	1
Brownies keju	1	1	1	0	0	1
Kopi susu	0	1	0	0	0	0
Original extra chesse	0	0	0	0	0	0
Chocovila keju	0	0	0	1	0	0
Cocopandan keju	0	0	0	0	1	0
Pisang coklat	0	0	0	0	0	0
Full talas	1	0	1	1	1	1
Teh hijau keju	0	0	0	0	0	0

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

E. Analisa Pola Frekuensi

1. Pembentukan 1 Itemset

Berikut ini adalah penyelesaian dengan contoh kasus berdasarkan data yang sudah disediakan. Proses pembentukan C₁ atau disebut dengan 1 itemset dengan jumlah minimum *support* = 30% yang terlihat pada tabel 11. Dengan rumus sebagai berikut:

$$Support(A) = \frac{\sum \text{transaksi mengandung A}}{\sum \text{transaksi}} * 100\%$$

Tabel 11
Support Dari Tiap Itemset

Itemset	Support
Original Keju	100 %
Brownies Keju	66%
Full Talas Keju	83 %
Kopi Susu	16 %
Chocovila Keju	16 %
Cocopan dan Keju	16 %

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Minimal *Support* yang ditentukan adalah 30%, jadi kombinasi 1 *itemset* yang tidak memenuhi minimal *support* akan dihilangkan, bisa dilihat seperti tabel dibawah ini:

Tabel 12
Minimal Support 1Itemset 30%

Itemset	Support
Original Keju	100 %
Brownies Keju	66%
Full Talas Keju	83 %

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

2. Kombinasi 2 Itemset

Proses pembentukan C₂ atau disebut dengan 2 *itemset* dengan jumlah minimum *support* 30% dengan rumus sebagai berikut:

$$Support(A,B) = P(A \cap B)$$

$$Support(A,B) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung A dan B}}{\sum \text{transaksi}} * 100\%$$

Tabel 13
Support dan Kombinasi 2 Itemset

Itemset	Support
Original Keju, Brownies Keju	66.7%
Original Keju, Full TalasKeju	83.3%
Original Keju, Kopi Susu	16%
Original Keju, Cocopan dan Keju	16%
Original Keju, Chocovila Keju	16%
Brownies Keju, Full Talas	50%

Brownies Keju, Kopi Susu	16%
Full Talas, Kopi Susu	16%
Full Talas, Cocopan dan Keju	16%
Full Talas, Chocovila	16%

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Minimal *Support* yang ditentukan adalah 30%, jadi kombinasi 2 *itemset* yang tidak memenuhi minimal *support* akan dihilangkan, bisa dilihat seperti tabel dibawah ini:

Tabel 14
Minimal Support 2 Itemset 30%

Itemset	Support
Original Keju, Brownies Keju	66.7%
Original Keju, Full TalasKeju	83.3%
Brownies Keju, Full Talas	50%

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

3. Kombinasi 3 Itemset

Proses pembentukan C₃ atau disebut dengan 3 *itemset* dengan jumlah minimal *support* 30% dengan rumus sebagai berikut:

$$Support(A,B) = P(A \cap B \cap C)$$

$$Support(A,B) dan C) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung A,B dan C}}{\sum \text{transaksi}} * 100\%$$

Tabel 15
Support dari 3 kombinasi 3 itemset

Itemset	Support
Original Keju, Brownies Keju, Full Talas	50%
Original Keju, Brownies Keju, Kopi Susu	16%
Original Keju, Brownies Keju, Chocovila	0%
Original Keju, Brownies Keju, Coco Pandan Keju	0%
Original Keju, Full Talas Keju, Chocovila	16%
Original Keju, Full Talas Keju, Coco Pandan Keju	16%
Original Keju, Full Talas Keju, Kopi Susu	0%

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Selanjutnya dilakukan pengolahan data 3 *itemset* dengan jumlah minimum 30% dengan hasil yang tertera pada tabel 16 dibawah ini

Tabel 16
Minimal Support 3 Itemset 30%

Itemset	Support
Original Keju, Brownies Keju, Full Talas	50%

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

F. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi dengan hasil pola frekuensi sebagai berikut:

Tabel 17

Hasil pola frekuensi tinggi yang memenuhi syarat

Itemset	Support
Original Keju, Brownies Keju	66.7%
Original Keju, Full TalasKeju	83.3%
Brownies Keju, Full Talas	50%
Original Keju, Brownies Keju, Full Talas	50%

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Karena 4 itemset yang memenuhi syarat minimum support maka nilai confidence yang di cari 2 kombinasi itemset dan 3 kombinasi itemset.

Setelah semua pola *frekuensi* tinggi di temukan, barulah di cari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* atau asosiatif $A \rightarrow B$, dengan minimum *confidence* 70%.

Nilai *confidence* aturan $A \rightarrow B$ di dapatkan dari:

$$Confidence = P(B/A) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung A dan B}}{\sum \text{transaksi mengandung A}} * 100\%$$

$$Confidence = P(\text{Original} / \text{Brownies}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Original dan Brownies}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Original}} * 100\% = \frac{4}{6} * 100\% = 66,66\%$$

$$Confidence = P(\text{Brownies} / \text{Original}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Original dan Brownies}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Brownies}} * 100 = \frac{4}{4} * 100\% = 100\%$$

$$Confidence = P(\text{Original} / \text{Full Talas}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Original dan Full Talas}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Original}} = \frac{5}{6} * 100\% = 83,33\%$$

$$Confidence = P(\text{Full Talas} / \text{Original}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Original dan Full Talas}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Full Talas}} * 100\% = \frac{5}{5} * 100\% = 100\%$$

$$Confidence = P(\text{Brownies} / \text{Full Talas}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Brownies dan Full Talas}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Brownies}} * 100\% = \frac{3}{4} * 100\% = 75\%$$

$$Confidence = P(\text{Full Talas} / \text{Brownies}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Full Talas dan Brownies}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Full Talas}} = \frac{3}{5} * 100\% = 60\%$$

$$Confidence = P(\text{Original, Full Talas, Brownies}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Original, Full Talas dan Brownies}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Original dan Full Talas}} = \frac{3}{5} * 100\% = 60\%$$

$$Confidence = P(\text{Original, Brownies, Full Talas}) = \frac{\sum \text{transaksi yang mengandung Original, Brownies, dan Full Talas}}{\sum \text{transaksi yang mengandung Original dan Brownies}} = \frac{3}{4} * 100\% = 75\%$$

Hasil asosiasi dari perhitungan diatas terlihat pada tabel dibawah ini

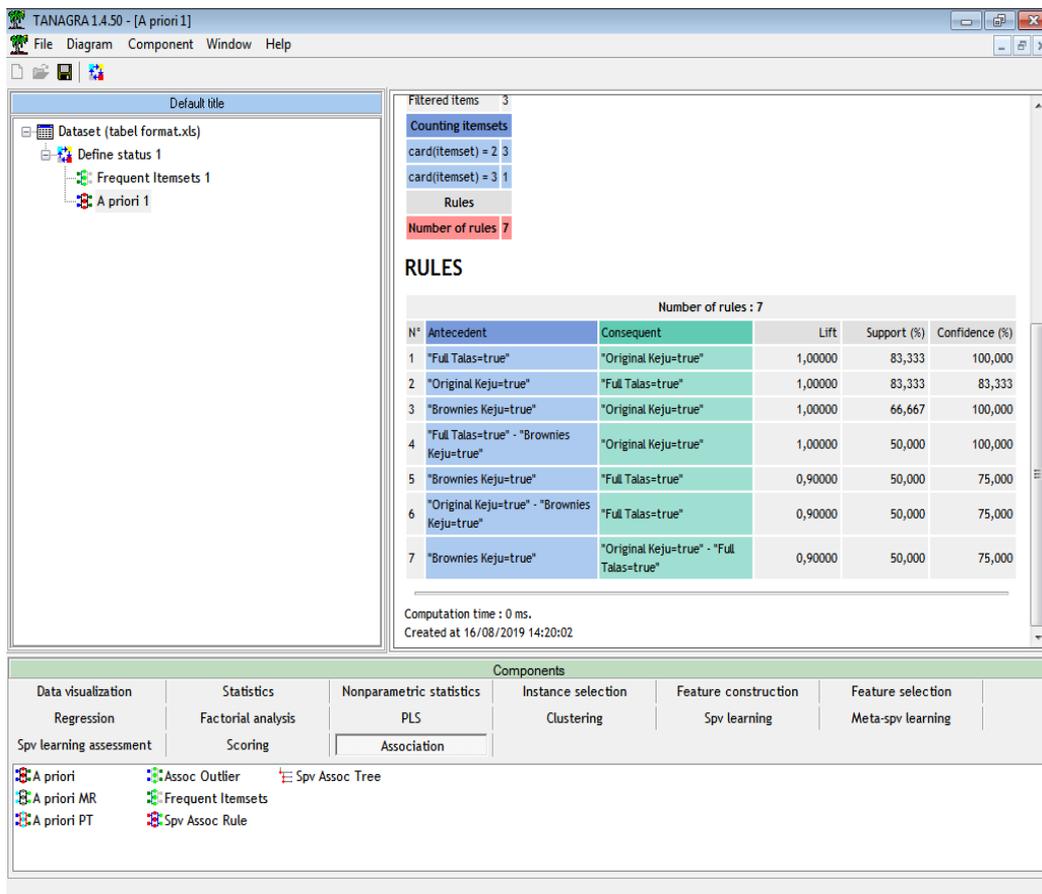
Tabel 18
Hasil Asosiasi dari F2

Aturan	Confidence	
Jika membeli Original Keju, maka akan membeli Brownies Keju	4/6	66,66%
Jika membeli Brownies Keju, maka akan membeli Original Keju	4/4	100%
Jika membeli Original Keju, maka akan membeli Full Talas Keju	5/6	83,33%
Jika membeli Full Talas Keju, maka akan membeli Original Keju	5/5	100%

Jika membeli Brownies Keju, maka akan membeli Full Talas Keju	$\frac{3}{4}$	75%
Jika membeli Full Talas Keju, maka akan membeli Brownies Keju	$\frac{3}{5}$	60%
Jika membeli Original Keju dan Brownies Keju, maka akan membeli Full Talas Keju	$\frac{3}{5}$	60%
Jika membeli Original Keju dan Full Talas Keju, maka akan membeli Brownies Keju	$\frac{3}{4}$	75%

Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

G. Implementasi Algoritma Pada Tanagra



Sumber : (Najib & Suryani, 2019)

Gambar 2. Hasil Asosiasi Final

Dari gambar diatas terlihat hasil dari asosiasi final yang memenuhi minimal *support* dan minimal *confidence*, yang memenuhi *support* dan *confidence* adalah *Original Keju, Full Talas, Brownies Keju*.

Aturan asosiasi final terurut berdasarkan minimal *support* dan minimal *confidence* yang telah di tentukan, dapat di lihat pada tabel di bawah ini:

Tabel 19
Aturan Asosiasi Final

Aturan	Confidence	
Jika membeli Original Keju,maka akan membeli Brownies Keju	4/6	66,66%
Jika membeli Brownies Keju ,maka akan membeli Original Keju	4/4	100%
Jika membeli Original Keju ,maka akan membeli Full Talas Keju	5/6	83.33%
Jika membeli Full Talas Keju ,maka akan membeli Original Keju	5/5	100%
Jika membeli Brownies Keju ,maka akan membeli Full Talas Keju	3/4	75%
Jika membeli Full Talas Keju ,maka akan membeli Brownies Keju	3/5	60%
Jika membeli Original Keju dan Brownies Keju , maka akan membeli Full Talas Keju	3/5	60%
Jika membeli Original Keju dan Full Talas Keju , maka akan membeli Brownies Keju	3/4	75%

Sumber: (Najib & Suryani, 2019)

KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan agar mengetahui produk apa saja yang paling banyak terjual dengan melihat produk/item yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidences* sehingga membantu perusahaan dalam mengembangkan strategi pemasaran dengan promosi dan memberikan informasi untuk mengantisipasi kekosongan stok barang . Produk yang paling banyak terjual untuk kue lapis adalah Original Keju, Brownies Keju, Full Talas. Berdasarkan aturan asosiasi final yang diketahui jika membeli kue Lapis Bogor Sangkuriang varian Original Keju maka akan membeli Lapis Bogor Sangkuriang varian Brownies Keju dan Full Talas Keju dengan nilai *support* 30% dan nilai *confidence* 70%. Penelitian ini masih perlu disempurnakan kareanya disarankan sebagai berikut:

1. Pengembangan penelitian dengan metode berbeda dengan nilai *support* dan nilai *confidence* yang lebih optimal.
2. Perlu penggunaan set data penjualan yang lebih luas agar olahan data yang dihasilkan lebih optimal.

REFERENSI

Aprianti, W., Permadi, J., & Oktaviani. (2017).

Penerapan Algoritma Apriori untuk Transaksi Penjualan Obat pada Apotek Azka. *Seminar Nasional Matematika Dan Aplikasinya*, 436–442.

Gunadi, G., & Sensuse, D. I. (2012). Penerapan Metode Data Mining Market Basket Analysis Terhadap Data Penjualan Produk Buku Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Dan Frequent Pattern Growth (Fp-Growth): *Telematika*, 4(1), 118–132.

Halim, J. (1917). Penerapan Data Mining Untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Siswa Terhadap Pelayanan Di Bimbingan Belajar Al-Misbah Dengan. *SAINTIKOM Vol. 16, No. 1, 16*(1), 1–6. Retrieved from <https://prpm.trigunadharna.ac.id/public/fileJurnal/hplH11Jufri.pdf>

Hidayat, A. Z., & Wijanarto. (2017). Dokumen Karya Ilmiah | Skripsi | Prodi Teknik Informatika - S1 | FIK | UDINUS | 2016. *Fik*, 1(1), 1–2. <https://doi.org/10.1021/jf901375e>

Najib, B. A., & Suryani, N. (2019). *LAPORAN PENELITIAN: PENERAPAN DATA MINING ANALISIS TERHADAP DATA PENJUALAN LAPIS BOGOR SANGKURIANG DENGAN METODE ALGORITMA APRIORI*. Jakarta: STMIK NUSA MANDIRI.

Nursikuwagus, A., & Hartono, T. (2016). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Penjualan Dengan Berbasis Web. *Simetris : Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 7(2), 701. <https://doi.org/10.24176/simet.v7i2.784>

Rahmawati, F., & Merlina, N. (2018). Metode Data Mining Terhadap Data Penjualan Sparepart Mesin Fotocopy Menggunakan Algoritma Apriori. *PIKSEL : Penelitian Ilmu Komputer Sistem Embedded and Logic*, 6(1), 9–20. <https://doi.org/10.33558/piksel.v6i1.1390>

Ristianingrum, & Sulastri. (2017). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori. *Prosiding SINTAK 2017*, 2(2), 372–382.

Sianturi, F. A. (2018). Penerapan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Tingkat Pesanan. *Mantik Penusa*, 2(1), 50–57. Retrieved from <http://ejurnal.pelitanusantara.ac.id/index.php/mantik/article/view/330>

Siregar, S. R. (2014). IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENJUALAN TIKET PESAWAT MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (Studi Kasus : Jumbo Travel Medan). *Pelita Informatika Budi Darma, Volume VII, Nomor 1, Juli 2014*, VII(1), 152–156.

Syahdan, S. Al, & Sindar, A. (2018). Data Mining Penjualan Produk Dengan Metode Apriori Pada Indomaret Galang Kota. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, 1(2). <https://doi.org/10.32672/jnkti.v1i2.771>