

## Prediksi Produk Bundle Pada Promo Dengan Algoritma Apriori Menggunakan Association Rule

<sup>1</sup> Iqbal nur muhammad, <sup>2</sup>Mochammad Fakhrul Islam, <sup>3</sup>Aryo Nugroho  
<sup>1,2,3</sup>Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Narotama

Alamat Surat

Email: [iqbalnurmuhammad.17@fasilkom.narotama.ac.id](mailto:iqbalnurmuhammad.17@fasilkom.narotama.ac.id),  
[mochammadfakhrulislam.17@fasilkom.narotama.ac.id](mailto:mochammadfakhrulislam.17@fasilkom.narotama.ac.id), [aryo.nugroho@narotama.ac.id](mailto:aryo.nugroho@narotama.ac.id)

### Article History:

Diajukan: 9 Juli 2021; Direvisi: 30 Agustus 2021; Diterima: 03 September 2021

### ABSTRAK

Di dalam dunia bisnis maupun industri ritel pada zaman sekarang sangatlah berkembang pesat khususnya pada sektor penjualan barang yang berupa produk, permasalahan yang di hadapi adalah ke tidak tahuan dalam menggabungkan suatu produk ke dalam promo bundle. Oleh karena itu penelitian ini bertujuan memprediksi produk yang akan di gabungkan untuk di jadikan promo bundle menggunakan metode algoritma apriori serta association rule dengan menggunakan 600 data transaksi. Dengan proses data mining dengan melibatkan analisa algoritma apriori dengan menentukan hasil frekuensi tinggi pada 1 itemset, kemudian dilanjut dengan menentukan hasil frekuensi tinggi 2 itemset, proses ini dilakukan untuk mencari minimal support dengan nilasi 0,05% dan 0,06% pada item set yang akan di gunakan, lalu di lanjut dengan pembentukan aturan asosiasi dengan menentukan minimal Confidence 75% setelah itu di lakukanlah pencarian pada expected confidence dan lanjut mencari nilai lift ratio. Setelah melakukan semua proses data mining itu selesai maka penelitian ini berhasil mendapatkan 4 rule yang berupa produk yang akan di gabungkan untuk menjadi promo bundle.

**Kata kunci:** data mining; Algoritma Apriori; Aturan Asosiasi; Penjualan; Strategi Penjualan

### ABSTRACT

*In the business world and retail industry nowadays, it is growing rapidly, especially in the sector of selling goods in the form of products, the problem faced is ignorance in combining a product into a promo bundle. Therefore, this study aims to predict the products that will be combined to make a promo bundle using the a priori algorithm method and the association rule using 600 transaction data. With the data mining process with followed by apriori algorithm analysis by determining the high frequency results in 1 itemset, then continued by determining the high frequency results 2 itemset, the process This is done to find a minimum of support with a value of 0.05% and 0.06% on the item set that will be used, then continue with the formation of association rules by determining a minimum of 75% Confidence after that do a search on the expected confidence and continue to look for the value lift ratio. After doing all the data mining processes, this research succeeded in getting 4 rules in the form of products that will be combined to become a promo bundle.*

**Keywords:** data mining; Algoritma Apriori; Association Rule; Sales; Sales Strategy

### 1. PENDAHULUAN

Di dalam dunia bisnis maupun industri ritel pada zaman sekarang sangatlah berkembang pesat khususnya pada sektor penjualan barang yang berupa produk. Dengan adanya berbagai macam kategori barang serta produk yang semakin banyak untuk di jual maka

dapat menimbulkan ketatnya persaingan antar UMKM (Usaha Mikro Kecil Menengah) dalam memasarkan produk yang di tawarkannya (Utomo, 2010). Sehingga dengan adanya kondisi yang seperti ini menuntun pelaku bisnis untuk memutar otak dalam mencari peluang agar bisnisnya tetap bisa bertahan dan berkembang. Maka menawarkan barang mulai di lakukan kepada pembeli tanpa memikirkan pertimbangan yang ada sehingga seringkali barang yang telah di tawarkan tidak terjual karena pelaku bisnis menawarkan barang yang tidak sesuai dengan kebutuhan pembelinya. Oleh karena itu hal ini menjadi kelemahan dari pelaku bisnis dalam memasarkan maupun menawarkan produknya. Salah satu cara untuk mengatasi hal tersebut yaitu dengan melakukan analisa terhadap data penjualan (Badrul, 2016). Untuk menyiasati hal tersebut dengan bermodalkan sekumpulan data transaksi penjualan yang akan di analisa sehingga dapat mengetahui suatu pola dari keterikatan produk dari setiap transaksi (Kusumo et al., 2016). Dengan adanya data mining yang dapat dimanfaatkan untuk menghemat waktu serta mendapatkan hasil analisa dengan tepat yang menggunakan sebuah metode atau teknik yang dapat merubah sekumpulan data tersebut menjadi sebuah informasi berharga. Dengan demikian terciptalah strategi marketing yang baru seperti melakukan promo paket bundle (Haryanto et al., 2011).

Data mining merupakan suatu kegiatan atau tahapan yang di gunakan untuk menggali suatu informasi dari sebuah kumpulan data agar memperoleh pola – pola yang sebelumnya tidak di ketahui. Dengan hasil yang berbentuk sebuah informasi yang bermanfaat dapat di gunakan untuk menyelesaikan suatu permasalahan dari penelitian ini (Andrean et al., 2019).

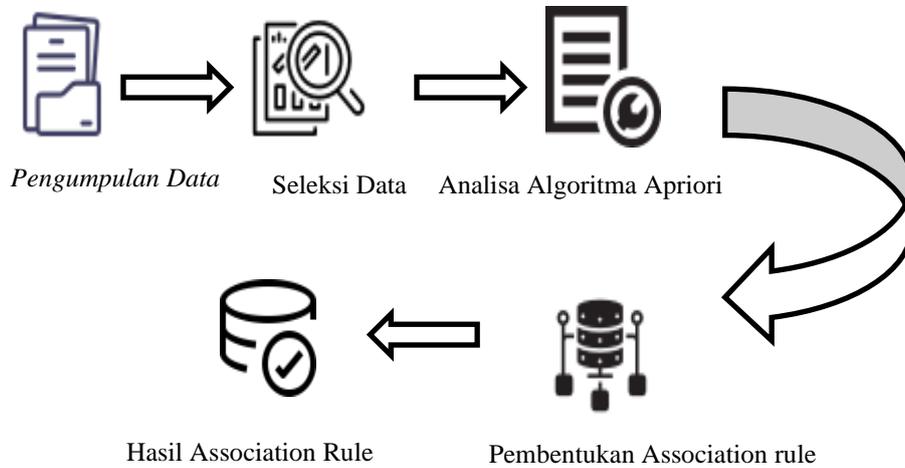
Dengan mengacu pada penelitian terdahulu yang relevan dan juga pernah di lakukan tindakan data mining untuk mengolah dan menganalisa data pada toko kaca mata yaitu optik nasional yang menggunakan algoritma apriori untuk mendapatkan informasi tentang hasil produk yang paling banyak di jual dan di minati dalam pembelian kaca mata yaitu dengan mendapatkan nilai support 75% dan confidence 75% (Budiyasari et al., 2017). Kemudian juga pernah di uji dengan memanfaatkan market basket analysis terhadap data penjualan produk buku dengan menggunakan data mining disertai dengan tingkat akurasi dari algoritma apriori yang sangat besar terhadap *FP-GROWTH* mendapatkan hasil sebesar 257,4543% (Gunadi & Sensuse, 2012). Lalu terdapat juga penelitian terdahulu yang menerapkan aturan asosiasi pada strategi penjualan dengan cara menemukan barang yang paling sering di beli dengan hasil nilai yaitu confidence 1 dan lift ratio 1.25 dengan demikian data mining dapat di katakan berguna untuk pengambilan keputusan dalam menemukan informasi dari sebuah sekumpulan data yang berguna untuk meningkatkan kualitas penjualan maupun untuk meningkatkan strategi pemasaran (FAHRUDIN, 2019).

Pada penelitian ini mengulas bagaimana cara untuk memprediksi dan menentukan produk dalam promo bundle dengan memanfaatkan algoritma apriori untuk menentukan hasil dalam melakukan pencarian pola hubungan antar satu item atau juga lebih dalam sebuah dataset (Syahril et al., 2020). Dan penelitian ini juga memanfaatkan metode *association rule* dalam menemukan hasil antara satu kombinasi item dengan cara mengacu pada ukuran ketertarikan dalam aturan asosiasi yaitu *support* dan serta lift ratio (Lestari et al., 2020).

Oleh karena itu dengan disertainya rumusan masalah yang ada, bagaimana agar sebuah produk yang di tawarkan bisa tepat sasaran di karenakan pelaku bisnis tidak bisa menebak maupun mengira produk apa yang sedang konsumen butuhkan. Dengan batasan masalah yang ada yaitu hanya membahas bagaimana cara memprediksi untuk menentukan produk pada promo bundle serta hanya menggunakan data transaksi penjualan dari bulan januari hingga maret 2020 dengan total 600 data yang akan di olah menggunakan algoritma apriori dengan metode *association rule*.

**2. METODE PENELITIAN**

Adapun langkah langkah dalam melakukan pengolahan data mining pada penelitian ini, yaitu: pengumpulan data, seleksi data, analisa algoritma apriori, pembentukan aturan association rule, hasil rule. Agar lebih jelas dan dapat di mengerti dapat melihat pada gambar 1.



Gambar 1. Tahap Penelitian

2.1. Pengumpulan data

Pada bagian tahap pengumpulan data di kumpulkan dengan cara melakukan observasi ke studi lapangan dan wawancara kepada pihak UMKM. Dimana observasi di lakukan untuk lebih memahami bagaimana cara kerja yang sedang terjadi di lapangan serta mengamati proses jual beli yang sedang terjadi. Di lanjut dengan wawancara yang melibatkan pihak UMKM secara langsung guna mendapatkan informasi dan data secara detail. Setelah itu Data wawancara berhasil di himpun dan mendapatkan hasil data penjualan pada bulan januari hingga desember tahun 2020 kemudian di import ke excel dapat di lihat pada tabel 1.

Tabel 1. Beberapa data di bulan januari

<i>Waktu</i>	<i>No Customer</i>	<i>Product</i>	<i>QTY</i>	<i>Harga</i>	<i>Total</i>
01/01/2020	01	Butter Cream salsa,	1	6.500	24.500
		Cup Muffin coklat 4.5,	1	18.000	
01/01/2020	02	Vanili Kupu bubuk,	1	3.000	105.000
		Coklat Bubuk Van houten,	1	11.000	
		Puding coklat,	1	8.000	
		Trash bag 80 x 100,	1	35.000	
		TF 2,	10	3.000	
		Tas Las 30 x 30,	1	25.000	
		Tissu see u roll,	1	10.000	
		Plastik Puma 9x 17,	1	10.500	
01/01/2020	03	Plastik PP duyung 40,	1	19.000	71.100

		Plastik PP duyung 35,	1	14.500	
		Plastik PP duyung 45,	1	21.500	
		Isi staples,	1	8.500	
		Kantong Plastik es biasa,	1	4.500	
		Kantong plastik Bawang,	1	3.100	
01/01/2020	04	Kantong plastik anggrek 50,	1	21.000	58.000
		Plastik Rusa tanggung,	1	4.000	
		Kantong plastik palapa 35,	1	33.000	
01/01/2020	05	Sendok Makan DD,	1	10.500	86.700
		Pewarna Makanan CW,	3	6.000	
		Pewarna Makanan nona,	3	6.000	
		Plastik Klip cetik 4 x 6,	1	1.500	
		Plastik PP wayang 10 x 17,	1	45.000	
		Kantong plastik batik 32 mongolia,	1	7.700	
		Tissu see u roll,	1	10.000	

Pada Tabel 1 terlihat menampilkan beberapa data pada bulan januari yang sudah di import ke dalam excel. pada data tersebut memiliki 6 variable dengan beberapa atribut di dalamnya. Untuk setiap bulan sendiri memiliki data yang berbeda beda, bulan januari dengan jumlah 168 data, bulan febuari dengan jumlah 226 data, bulan maret dengan jumlah 206 data. dengan total dari semua data terbut berjumlah 600 data transaksi.

## 2.2. Seleksi data

Sebelum melakukan proses analisa algoritma apriori Data harus melewati seleksi dahulu menyesuaikan dengan kebutuhan yang di perlukan dalam proses analisa (Syamsudin et al., 2020). Seleksi data sendiri di gunakan agar beban pemrosesan pada saat data mining menjadi ringan, lebih spesifik dan akurat (Yaumi et al., 2020). maka, untuk data pada penelitian ini terdapat pemangkasan variable yang semula 6 variable menjadi 2 variable yaitu no customer dan produk. Data tersebut adalah data pada bulan januari sampai maret dengan total 600 data.

### 2.3. Analisa Algoritma Apriori

Pada penelitian ini menggunakan algoritma apriori yang dimana algoritma dasar ini di usulkan oleh agrawal & srikant pada tahun 1994 sehingga algoritma ini menjadi sangat terkenal sekali dalam menemukan *frequent itemsets* untuk aturan asosiasi *boolean*. Algoritma apriori sendiri sudah termasuk dalam jenis aturan asosiasi pada data mining sehingga metode tersebut dapat di terapkan pada penelitian ini (Budiyasari et al., 2017).

Pada algoritma apriori yaitu menemukan *frequent itemset* dengan cara menganalisis pola frekuensi tinggi dengan memenuhi syarat dari nilai minimal support dalam dataset. Maka untuk menghitung nilai support dari satu item yaitu dengan menggunakan rumus 1 (Takdirillah, 2020).

$$\text{Support} (A) = \frac{\sum \text{jumlah transaksi } A}{\text{total transaksi}} \times 100 \quad (1)$$

Keterangan rumus 1,  $A$  merupakan item yang akan di cari nilai supportnya sehingga untuk mendapatkan hasilnya yaitu dengan cara, Jumlah dari transaksi yang mengandung item  $A$  harus di bagi dengan seluruh total transaksi kemudian dikali dengan 100.

Dan untuk menghitung nilai support dari dua item yaitu dengan menggunakan rumus 2 (Takdirillah, 2020).

$$\text{Support} (A, B) = \frac{\sum \text{transaksi } A \text{ dan } B}{\text{total transaksi}} \times 100 \quad (2)$$

Keterangan rumus 2,  $A, B$  merupakan kombinasi item yang akan di cari nilai supportnya sehingga untuk mendapatkan hasilnya yaitu dengan cara, Jumlah dari transaksi yang mengandung item  $A$  dan  $B$  harus di bagi dengan seluruh total transaksi kemudian dikali dengan 100.

### 2.4. Pembentukan Association Rule

Langkah ini merupakan tahap lanjutan dari proses data mining, Setelah mendapatkan hasil nilai support dari pola frekuensi tinggi, barulah mencari aturan asosiasi yang telah memenuhi syarat dari minimum *confidence*. Maka untuk menghitung nilai *confidence* menggunakan rumus 3 (Sianturi, 2018).

$$\text{Confidence} = \frac{\sum \text{transaksi } A \text{ dan } B}{\sum \text{transaksi } A} \times 100 \quad (3)$$

Keterangan Rumus 3. Untuk menentukan nilai *confidence* yaitu dengan jumlah transaksi dari item  $A$  dan  $B$  dibagi dengan jumlah transaksi item  $A$  kemudian di kali dengan 100.

Tahap selanjutnya yaitu dengan menguji aturan asosiasi yang sebelumnya sudah terbentuk, Dengan cara mencari nilai dari *expected confidence* dan di lanjutkan dengan *Lift ratio* yang berguna untuk mengetahui kuat atau tidaknya aturan asosiasi tersebut (Fauzy & Asror, 2016).

Untuk menghitung nilai dari *expected confidence* menggunakan rumus 4.

$$\text{Expected Confidence} = \frac{\sum \text{transaksi } B}{\text{total transaksi}} \times 100 \quad (4)$$

Keterangan rumus 4. Untuk menentukan nilai dari *expected confidence* yaitu dengan jumlah transaksi yang mengandung item  $B$  dibagi dengan total transaksi kemudian dikali dengan 100 (Fauzy & Asror, 2016).

Setelah mendapatkan nilai dari *expected confidence* selanjutnya yaitu menentukan *lift ratio*. Untuk menghitung nilai dari lift ratio menggunakan rumus 5.

$$\text{Lift Ratio} = \frac{\text{Confidence } A \text{ dan } B}{\text{Expected Confidence}} \quad (5)$$

Keterangan rumus 5. Untuk menentukan nilai dari *Lift Ratio* yaitu dengan nilai *Confidence A* dan *B* dibagi dengan *Expected Confidence*(Fauzy & Asror, 2016).

## 2.5. Hasil Evaluasi

Terakhir adalah tahap evaluasi dimana pada tahap ini mengevaluasi hasil dari proses data mining dengan hanya menampilkan aturan asosiasi yang memenuhi syarat kriteria dari nilai *lift ratio* yang lebih dari satu karena memiliki keterkaitan satu sama lain. Sedangkan jika nilai *lift ratio* nya kurang dari satu maka tidak akan di tampilkan di karenakan tidak memiliki keterkaitan sama sekali(Sholik & Salam, 2018)

## 3. HASIL

Hasil penelitian ini telah di uji dengan menggunakan *Algoritma Apriori* serta metode *Association Rule*, sebelum mendapatkan hasil pengujian di lakukanlah beberapa tahapan serta proses *data mining* terlebih dahulu. Sehingga untuk mendapatkan hasil dari *Algoritma Apriori* di lakukan dengan 4 tahapan yaitu dengan menentukan *Selection data*, *Format tabular data*, *Frequent 1 itemset* dan *Frequent 2 itemset*. Kemudian yang terakhir yaitu melakukan pembentukan aturan asosiasi di lakukan dengan 2 tahap yaitu menentukan *confidence* dan *lift ratio*.

### 3.1 Hasil Analisa Data Dengan *Algoritma Apriori*

Data yang sebelumnya mempunyai 6 Variable di pangkas menjadi 2 Variable yaitu No Customer dan Product sehingga penelitian ini akan memakai variable yang akan hanya di perlukan saja serta melihatkan data transaksi dengan total 600 data.

Tabel 2. Hasil seleksi data

No Customer	Product
1	Butter cream salsa, Cup muffin
2	Vanili Kupu bubuk, Coklat bubuk Van houten, Puding coklat, Trash bag 80 x 100, Tf 2, Tas Las 30 x 30, Tissue see u roll, Plastik Puma 9 x 17
3	Plastik PP duyung 40, Plastik PP duyung 35, Plastik PP duyung 45, Isi staples, Kantong, plastik es biasa, Kantong plastik bawang
4	Kantong plastik anggrek 50, Plastik Rusa tanggung, Kantong plastik palapa 35
5	Sendok makan DD, pewarna makanan CW, pewarna makanan Nona, Plastik klip cetik 4x6, Plastik PP wayang 10x17, Kantong plastik, batik 32 mongolia, Tissue see u roll
6	Kantong plastik es, Kantong plastik es biasa, Kantong plastik walang 24, Kantong, plastik walang 55, Tissue see u roll
7	Milo renteng, Mauripan lokal, Kantong Plastik, pop singa, Sedotan pop es cerah, Gula, halus kiss, Gula salju, Sendok bulat bella m, Sendok kayu copindo, Sendok garpu, suapi bening, Sendok bebek putih, Kantong plastik bintang kilat 40
8	Kantong plastik pioner, kantong plastik selada, Kantong plastik anggrek 50, Kantong, plastik manggis 55, Chocolatos drink
9	plastic opp 13x24, Sedotan bengkok pth kg, Saos del monte sambel 1kg, Saos del monte, tomat 1kg
10	Kantong plastik rebana 35, Kantong plastik, gading 40, Kantong

	plastik mentari ( 15 ),Kantong plastik 28TJ,Kantong plastik,walang warna ( 15 ),Kantong plastik gading ( 35 )
--	---

Di rujuk pada tabel 2 setelah menunjukkan hasil dari pemangkasan dengan hanya menyisahkan 2 variable yang di perlukan dalam proses data mining sehingga di lanjut dengan membuat tabel tabular dan dapat di lihat pada tabel 3.

Tabel 3. Contoh beberapa Format Tabular Data

No	<i>Butter Cream salsa</i>	<i>Cup Muffin coklat 4.5</i>	<i>Vanili Kupu bubuk</i>	<i>Coklat Bubuk Van houten</i>
1	1	1	0	1
2	0	0	1	0
3	0	0	0	0
4	0	0	0	0
5	0	0	0	0
6	0	0	0	0
7	0	0	0	0
8	0	0	0	0
9	0	0	0	0
...	...			
600	0	0	0	0
jumlah	9	8	12	12

Terlihat pada tabel 3 yang dimana merupakan tabel dengan Format Tabular Data yang menggunakan 600 data transaksi penjualan di dalamnya sehingga Akan Mendapatkan hasil Product yang paling banyak terjual. setelah itu hasil dari tabel tabular dapat di lanjut dengan analisa pola frekuensi tinggi menggunakan 1 itemset dengan menerapkan jumlah minimum support 0,05% dapat di lihat pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Tabel Hasil Frequent 1 Itemset

<i>Itemset</i>	<i>Jumlah</i>	<i>Support</i>
Butter cream pro bake	70	11,6 %
Tissu see u roll	60	10 %
Baking soda	55	9,2 %
Tissu Today	43	7,2%
Keju Kraft Quick Melt	43	7,2 %
Meses Coklat Nuri	38	6,3 %
spikel	37	6,2 %

Dapat di lihat Pada Tabel 4 merupakan tampilan hasil dari 1 Itemset yang memenuhi minimal support 0,05 dan untuk product yang tidak memenuhi minimal support tidak akan di tampilkan, berikut merupakan product yang telah memenuhi kriteria yaitu Butter cream pro bake dengan jumlah 70 kali transaksi mendapatkan nilai support 11,7%, Tissu see u roll dengan jumlah 60 kali transaksi mendapatkan nilai 10%, Baking Soda dengan jumlah 55 kali transaksi mendapatkan nilai support 9,2%, Tissu

Today dengan jumlah 43 kali transaksi mendapatkan nilai 7,2%, Keju Kraft Quick Melt dengan jumlah 43 kali transaksi mendapatkan nilai 7,2%, Meses Coklat Nuri dengan jumlah 38 kali transaksi mendapatkan nilai 6,3%, Spikel dengan jumlah 37 kali transaksi mendapatkan nilai 6,2%. Selanjutnya menentukan hasil *Frequent 2 itemset* dengan menggunakan minimal support 0,05% dapat di lihat pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Tabel Hasil Frequent 2 Itemset

<i>Itemset</i>	<b>Jumlah</b>	<i>Support</i>
Baking Soda & Butter Cream Pro Bake	51	8,5%
Tissu Today & Tissu See u Roll	40	6,7%
Spikel & Keju Kraft Quick Melt	36	6,0%
Meses Coklat Nuri & Keju Kraft Quick Melt	32	5,3%
Meses Coklat Nuri Spikel	32	5,3%

Pada tabel 5 tersebut mendapatkan tampilan data hasil dari 2 itemset yang memenuhi minimal *support* 0,05 dan untuk product yang tidak memenuhi minimal *support* tidak akan di tampilkan, berikut merupakan product yang telah memenuhi kriteria yaitu Baking Soda & Butter Cream Pro Bake dengan jumlah 51 kali transaksi mendapatkan nilai support 8,5%, Tissu Today & Tissu See u Roll dengan jumlah 40 kali transaksi mendapatkan nilai support 6,7%, Spikel & Keju Kraft Quick Melt dengan jumlah 36 kali transaksi mendapatkan nilai support 6,0%, Meses Coklat Nuri & Keju Kraft Quick Melt dengan jumlah 32 kali transaksi mendapatkan nilai support 5,3%, Meses Coklat Nuri Spikel dengan jumlah 32 kali transaksi mendapatkan nilai support 5,3%.

### 3.2 Hasil Pembentukan aturan asosiasi

Langkah selanjutnya yaitu melakukan pembentukan aturan asosiasi yang terbentuk dari kombinasi item dengan menentukan minimal *support* dan *confidence*, sehingga pada penelitian ini menggunakan cara dengan mencari nilai *confidence* dari masing masing item yang saling berhubungan dengan menggunakan minimal *support* 0,06% dan minimal *confidence* 75%. Dapat di lihat pada tabel 6.

Tabel 6. Tabel Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	<i>Confidence</i>
Spikel	Keju Kraft Quick Melt	97,297%
Keju Kraft Quick Melt	Spikel	83,721%
Tissu Today	Tissu See U Roll	93,023%
Baking Soda	Butter Cream Pro Bake	92,727%

Pada tabel 6 merupakan tampilan dari hasil pembentukan aturan asosiasi yang telah memenuhi kriteria dan untuk pembentukan aturan yang tidak memenuhi minimal *support* dan minimal *confidence* tidak akan di tampilkan, berikut merupakan product yang telah memenuhi kriteria terlihat pada *Antecedent* spikel terhadap *Consequent* Keju Kraft Quick Melt mempunyai nilai *confidence* 97,297%, *Antecedent* Keju Kraft Quick Melt terhadap *Consequent* Spikel mempunyai nilai *confidence* 83,721%, *Antecedent* Tissu Today terhadap *Consequent* Tissu See U Roll mempunyai nilai

*confidence* 93,023%, *Antecedent* Baking Soda terhadap *Consequent* Butter Cream Pro Bake mempunyai nilai *confidence* 92,727%,

Selanjutnya yaitu menguji kekuatan dari aturan asosiasi untuk melihat kuat atau tidaknya aturan asosiasi dengan cara membagi *confidence* dengan *expected confidence* untuk mendapatkan hasil *Lift ratio*. Maka cara untuk menentukan *expected confidence* dapat di lihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Tabel Hasil Pengujian Expected Confidence

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	<i>Expected Confidence</i>
Spikel	Keju Kraft Quick Melt	7,2%
Keju Kraft Quick Melt	Spikel	6,2%
Tissu Today	Tissu See U Roll	10%
Baking Soda	Butter Cream Pro Bake	11,6%

Tabel 8 merupakan tabel hasil dari pengujian *Expected Confidence* yang merupakan proses sebelum mencari *lift ratio*. Dimana *Antendence* merupakan sebab yang menjadikan item *consequent*, sedangkan *consequent* sendiri adalah sebuah akibat atau item yang akan di beli setelah membeli *antecedent*. Setelah mengetahui Nilai dari *Expected confidence* barulah mencari nilai dari lift ratio hasil pengujian dapat di lihat pada tabel 8.

Tabel 8. Tabel Hasil Pembentukan Aturan Asosiasi

<i>Antecedent</i>	<i>Consequent</i>	<i>Lift Ratio</i>
Spikel	Keju Kraft Quick Melt	13,5
Keju Kraft Quick Melt	Spikel	13,5
Tissu Today	Tissu See U Roll	9,3
Baking Soda	Butter Cream Pro Bake	7,9

### 3.3 Hasil Association Rule

Pada Tahap Ini adalah Hasil final Dari penelitian yaitu dengan cara mengetahui pembentukan dari aturan asosiasi dengan cara menganalisis pola Frekuensi tinggi yang telah di dapat dapat dengan menerapkan minimal *support* dan minimal *confidence* sebelumnya. Maka hasil penelitian ini mendapatkan hasil *Association rule* yang di lihat pada tabel 9.

Tabel 2. Hasil Association Rule

Association Rule	Support	Confidence	Lift
Jika membeli Spikel, maka akan membeli Keju Kraft Quick Melt	6,0%	97,297%	13,5
Jika membeli Keju Kraft Quick Melt, maka akan membeli Spikel	6,0%	83,721%	13,5
Jika membeli Tissu Today, maka akan	6,7%	93,023%	9,3

membeli Tissue See U Roll			
Jika membeli Baking Soda, maka akan membeli Butter Cream Pro Bake	8,5	92,727%	7,9

Dapat Di Lihat pada tabel 9. Dengan mendapatkan 4 hasil Rule yaitu :

Jika membeli Spikel Maka kemungkinan 6,0% juga Akan membeli Keju Kraft Quick Melt dengan kepastian yang akan terjadi yaitu 97,297% berdasarkan transaksi yang sudah terjadi selama ini,

Jika membeli Keju Kraft Quick Melt Maka kemungkinan 6,0% juga akan membeli Spikel dengan kepastian yang akan terjadi yaitu 83,721% berdasarkan transaksi yang sudah terjadi selama ini,

Jika membeli Tissue Today Maka kemungkinan 6,7% juga akan membeli Tissue see u Roll dengan kepastian yang akan terjadi yaitu 93,023% berdasarkan transaksi yang sudah terjadi selama ini,

Jika membeli Baking Soda Maka kemungkinan 8,5% juga akan membeli Butter Cream Pro bake dengan kepastian yang akan terjadi yaitu 92,727% berdasarkan transaksi yang sudah terjadi selama ini.

#### 4. KESIMPULAN

Dalam kesimpulan ini yaitu menunjukkan bahwa hasil dari *Algorima Apriori* dengan *Association Rule* serta menentukan minimal support yang di tentukan dapat menghasilkan nilai *confidence* serta menghasilkan *lift ratio*. Dengan adanya penelitian ini dilakukan sehingga Prediksi Penentuan produk Promo *bundle* mendapatkan 4 hasil *Association Rule*. Maka untuk itu dapat di tarik kesimpulan bahwa dengan adanya analisa data dengan bantuan dari data mining dapat di peroleh sebuah informasi barang yang saling berkaitan atau keterikatan antar item yang terjual secara bersamaan.

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- Andrean, R., Fendy, S., & Nugroho, A. (2019). Klasterisasi Pengendalian Persediaan Aki Menggunakan Metode K-Means. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 4(1), 5. <https://doi.org/10.31328/jointecs.v4i1.998>
- Badrul, M. (2016). Algoritma Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Analisa Data Penjualan. *None*, 12(2), 121–129.
- Budiyasari, V. N., Studi, P., Informatika, T., Teknik, F., Nusantara, U., & Kediri, P. (2017). Implementasi Data Mining Pada Penjualan kacamata Dengan Menggunakan Algoritma Apriori. *Indonesian Journal on Computer and Information Technology*, 2(2), 31–39.
- FAHRUDIN, N. F. (2019). Penerapan Algoritma Apriori untuk Market Basket Analysis. *MIND Journal*, 4(1), 13–23. <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v4i1.13-23>
- Fauzy, M., & Asror, I. (2016). *PENERAPAN METODE ASSOCIATION RULE. II(2)*.
- 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.
- Haryanto, D., Oslan, Y., & Dwiyana, D. (2011). Implementasi Analisis Keranjang Belanja Dengan Aturan Asosiasi Menggunakan Algoritma Apriori Pada Penjualan Suku Cadang Motor. *Jurnal Buana Informatika*, 2(2), 81–94. <https://doi.org/10.24002/jbi.v2i2.311>
- Kusumo, D. S., Bijaksana, M. A., & Darmantoro, D. (2016). Data Mining Dengan Algoritma Apriori Pada Rdbms Oracle. *TEKTRIKA - Jurnal Penelitian Dan Pengembangan Telekomunikasi, Kendali, Komputer, Elektrik, Dan Elektronika*, 8(1), 1–5. <https://doi.org/10.25124/tektrika.v8i1.215>
- Lestari, A. F., Hafiz, M., Bina, U., Informatika, S., & Kunci, K. (2020). *Penerapan*

- Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Barbar Warehouse*. 96–105.
- Sholik, M., & Salam, A. (2018). Implementasi Algoritma Apriori untuk Mencari Asosiasi Barang yang Dijual di E-commerce OrderMas. *Techno.COM*, 17(2), 158–170.
- Sianturi, F. A. (2018). Penerapan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Tingkat Pesanan. *Mantik Penusa*, 2(1), 50–57. <http://ejournal.pelitanusantara.ac.id/index.php/mantik/article/view/330>
- Syahril, M., Erwansyah, K., & Yetri, M. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Menentukan Pola Penjualan Peralatan Sekolah Pada Brand Wigglo Dengan Menggunakan Algoritma Apriori. 3(1), 118–136.
- Syamsudin, D., Halundaka, Y. C. D., & Nugroho, A. (2020). Prediksi Status Konsumen Produk Celana Menggunakan Naïve Bayes. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 5(3), 177. <https://doi.org/10.31328/jointecs.v5i3.1435>
- Takdirillah, R. (2020). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Sebagai Pendukung Informasi Strategi Penjualan. *Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika*, 4(1), 37–46. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i1.2081>
- Utomo, T. J. (2010). Lingkungan Bisnis dan Persaingan Bisnis Ritel ( The Business Environment and the Competition of Retail Business ). *Fokus Ekonomi*, 5(1), 70–80.
- Yaumi, A. S., Zulfiqar, Z., & Nugroho, A. (2020). Klasterisasi Karakter Konsumen Terhadap Kecenderungan Pemilihan Produk Menggunakan K-Means. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 5(3), 195. <https://doi.org/10.31328/jointecs.v5i3.1523>