

Analisis Konsumen Dengan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Penjualan UD. Bakery Garden

Tria Apriani¹, Solikhun², Dedi Suhendro³, Poningsih⁴, Widodo Saputra⁵

Sistem Infomasi, STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar

¹triaafriani1998@gmail.com, ²Sholikun@amiktunasbangsa.ac.id²,

³Dedi.su@amiktunasbangsa.ac.id³

Abstrak

UD. Bakery Garden adalah sebuah tempat yang memproduksi dan menjual makanan yang berbahan dasar tepung terigu dan dipanggang. UD. Bakery Garden memproduksi berbagai jenis roti setiap harinya dengan menggunakan bahan baku dan bahan tambahan, mesin, peralatan dan tenaga kerja yang telah baku. Selain harganya ekonomis UD. Bakery Garden selalu memproduksi roti yang masih hangat. Didalam sistem penjualan UD. Bakery Garden biasanya memiliki data transaksi penjualan yang cukup besar jumlah nya, dibutuhkan suatu teknis analisis yang dapat digunakan untuk menentukan apa manfaat dari data transaksi tersebut di kemudian hari. Data transaksi yang telah diolah dapat menjadi referensi bagi pemasaran untuk dapat mengetahui teknik pasar. Proses data mining yang telah dilakukan adalah dengan cara mengekstraksi data melalui analisi sekumpulan data yang besar dan kemudian mengambil inti dari arti sebuah data. Algoritma Apriori digunakan sebagai suatu proses untuk menemukan semua aturan yang memenuhi syarat minimum untuk support dan syarat minimum untuk confidence selain itu algoritma apriori juga dapat diimplementasikan pada sistem transaksi penjualan. Hasil dari association yang berupa informasi mengenai barang apa saja yang dibeli secara bersamaan oleh konsumen, dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk menetapkan strategi pemasaran.

Keywords: Data Mining, Apriori, UD. Bakery Garden

1. Pendahuluan

Pada masa ini roti menjadi salah satu produk makanan yang digemari oleh masyarakat Indonesia. Menurut (Handewi, 2010), 'data survei sosial ekonomi nasional menunjukkan tingkat konsumsi roti di Indonesia pada tahun 2005 sekitar 460 juta bungkus, dan pada tahun 2008 mengalami peningkatan menjadi 742 juta bungkus'. Masyarakat mengonsumsi roti sebagai menu sarapan atau sebagai pengganti nasi dan bisa dijadikan sebagai cemilan saat bersantai. Pada masa ini roti telah mengalami perkembangan dengan menambahkan bahan lainnya yang dapat menambah varian rasa dan aroma, bahkan juga dapat meningkatkan nilai gizi dari roti tersebut.

Semakin banyaknya minat masyarakat terhadap roti, banyak perusahaan yang telah membuat peluang usaha pada bidang industri ini. Salah satunya adalah UD. Bakery Garden. Pabrik roti ini merupakan salah satu pabrik di bidang bakery yang terbilang sukses dalam menjalankan usahanya. UD. Bakery Garden berdiri sejak tahun 2011 dan masih bertahan hingga saat ini. Awalnya UD. Bakery Garden merupakan home industri sederhana dan berkembang menjadi pabrik roti yang cukup besar bahkan sudah terkenal di kota Pematangsiantar. Hal inilah yang membuat UD. Bakery garden berbeda dari roti lain yang beredar dipasaran dan banyak disukai oleh konsumen. Dalam penjualan suatu produk, UD. Bakery Garden mengalami masalah, yaitu kurangnya jangkauan pemasaran produk UD. Bakery Garden ke berbagai daerah. Dalam hal ini perlu diketahui daerah dan produk mana saja yang paling banyak peminatnya.

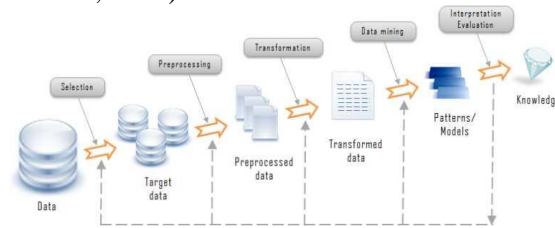
Maka dari itu perlu di bangun suatu sistem menggunakan data mining metode Algoritma Apriori untuk menentukan pembelian konsumen serta mengetahui produk yang diminati masyarakat pada UD. Bakery Garden, sistem ini dapat membantu untuk mempermudah dalam menentukan produk yang diminati dengan adanya orderan disetiap harinya. Dimana hal ini sangat berguna bagi UD. Bakery Garden dalam memasarkan produknya.

2. Metode Penelitian

Penelitian dilakukan di UD. Bakery Garden, yang beralamat di Jl. Catur, Kec. Siantar Barat, Kota Pematangsiantar. Lamanya waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan penelitian ini selama satu bulan yang dimulai dari Tanggal 2 Desember 2019 sampai dengan 31 Desember 2019.

2.1. Data Mining

Data mining adalah proses yang memperkerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstrasi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis. Data mining merupakan proses *iterative* dan *interaktif* untuk menemukan pola atau model baru yang sah (sempurna), bermanfaat dan dapat dimengerti' (Listriani & Dkk, 2016).



Gambar 1. Aliran Informasi Dalam Data Mining
(Sumber : Yulef Dian.B, 2018)

Penjelasan bagian-bagian aliran informasi dalam data mining antara lain (Saputra, 2017):

- Data Selection**
Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalan informasi dalam KDD dimulai.
- Pre-processing / Cleaning**
Sebelum proses data mining dapat dilaksanakan, perlu dilakukan proses cleaning pada data yang menjadi focus KDD.
- Transformation**
Pada tahap ini teknik *coading* kreatif digunakan untuk mempermudah pengolahan data menggunakan metode data *mining* dengan menggunakan salah satu bahasa pemrograman tertentu.
- Data Mining**
Data mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu.
- Interpretation / Evaluation**
Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini merupakan bagian KDD yang disebut *interpretation*.
- Presentasi pengetahuan (knowledge presentation)**
Presentasi pengetahuan merupakan visualisasi dan penyajian pengetahuan mengenai metode yang digunakan untuk memperoleh pengetahuan yang diperoleh pengguna.

2.2 Algoritma Apriori

'Algoritma apriori adalah salah satu algoritma yang dapat digunakan pada peneraapan *market basket analysis* untuk mencari aturan-aturan asosiasi yang memenuhi batas *suppor* dan *confidence*. Algoritma Apriori menggunakan pengetahuan frekuensi atribut yang telah diketahui sebelumnya untuk memproses informasi selanjutnya. Pada argoritma apriori menentukan kandidat yang mungkin muncul dengan cara memperhatikan minimum *support* dan minimum *confidence*. *Suppport* adalah nilai pengunjung atau persentase kombinasi sebuah *item* dalam *database*' (Qomariah & Ekawati, 2020).

'Proses utama yang dilakukan dalam algoritma Apriori untuk mendapatkan frequent itemset' yaitu (Listriani dkk, 2016) :

1. Join (Penggabungan)

Proses ini dilakukan dengan cara mengkombinasikan item dengan item pengkombinasian item dengan item yang lainnya hingg tidak dapat terbentuk kombinasi lagi.

2. Prune (Pemangkasan)

Proses pemangkasan yaitu hasil dari item yang telah dikombinasikan kemudian dipangkas dengan menggunakan minimum *support* yang telah ditentukan oleh *user*.

Secara garis besar cara kerja algoritma apriori adalah :

1. Pembentukan kandidat itemset, kandidat k-itemset dibentuk dari kombinasi (k-1) itemset yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu ciri dari algoritma Apriori adalah adanya pemangkasan kandidat k-itemset yang subset-nya yang berisi k-1 item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1.
2. Penghitungan support dari tiap kandidat k-itemset. Support dari tiap kandidat k-itemset didapat dengan men-scan database untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item di dalam
3. Kandidat k-itemset tersebut. Ini adalah juga ciri dari algoritma Apriori dimana diperlukan penghitungan dengan scan seluruh database sebanyak k-itemset terpanjang.
4. Tetapkan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi yang memuat k-item atau k-itemset yang support-nya lebih besar dari minimum support.
5. Bila tidak didapatkan pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka k ditambah satu dan kembali ke bagian 1.

Pada Penelitian (Listriani & Dkk, 2016) untuk pembentukan aturan asosiasi, *frequent itemset* yang telah didapat akan dibentuk menjadi pola "jika A, maka B (A \rightarrow B)" dan akan dicari nilai *confidence* masing- masing pola tersebut dengan rumus :

$$Confidence P(A|B) = \frac{\text{Itransaksi mengandung A dan B}}{\text{Itransaksi A}}$$

Rumus support yaitu :

$$Support(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Total transaksi A}} \times 100\%$$

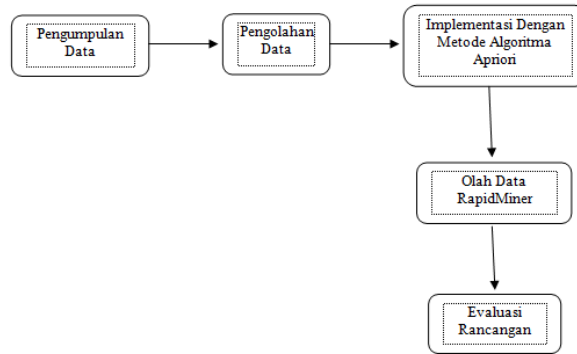
Sebagai contoh :

Perhitungan nilai *confidance* aturan asosiasi {roti kelapa, roti cokelat} \rightarrow roti tawar adalah :

Conf ({rk, rc} \rightarrow rt)

Penjelasan :
rk = roti kelapa
rc = roti cokelat
rt = roti tawar

Berikut alur kerja yang akan dilakukan pada penelitian ini yang digambarkan dalam diagram rancangan penelitian seperti Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Rancangan Penelitian

Proses alur diagram pada gambar 2 rancangan penelitian diatas adalah sebagai berikut :

1. Pengumpulan data
Merupakan cara yang dilakukan untuk mengumpulkan suatu data yang ingin di analisis dari suatu masalah.
2. Pengolahan data
Setelah data terkumpul, data yang ingin di analisis dipindahkan dan diolah ke dalam microsoft excel.
3. Implementasi dengan metode Algoritma Apriori
Setelah data terkumpul dan diolah ke *excel*, langkah selanjutnya yaitu mengimplementasi data dengan mengikuti langkah-langkah proses perhitungan metode *Algoritma Apriori* yang sudah diterapkan.
4. Pengolahan data RapidMiner
Setelah data diproses menggunakan metode Algoritma Apriori kemudian hasil dari perhitungan tersebut akan diaplikasikan ke RapidMiner untuk melihat ke akuratan hasil yang diperoleh.
5. Evaluasi Rancangan
Evaluasi dilakukan untuk melihat apakah hasil rancangan dengan prosedur ujicoba yang telah dibuat sesuai dengan rancangan yang sudah di lakukan.

3. Hasil Dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan data penjualan yang di dapat dari hasil observasi dan wawancara pada UD. Bakery Garden. Akan dilakukan proses penggalian aturan asosiasi dengan asumsi minimum *support* adalah 8% dan minimum *confidence* sebesar 50%. Pada jurnal (Saputro, 2017) juga menentukan minimal *support* 8% dan minimal *confidence* 50% serta memunculkan aturan-aturan item asosiasi yang dihasilkan.

Adapun tahapan yang dilakukan pada rancangan penelitian ini sebagai berikut :

1. Mengambil data dari dataset excel, seperti pada tabel 1. berikut :

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan 2019

No	Tanggal	Transaksi Penjualan
1	02/12/2019	Selai kacang, roti coklat, roti kelapa, roti tawar, coconat
2	03/12/2019	Roti tawar, roti srikaya, selai kacang, coconut
3	04/12/2019	Selai kacang, roti coklat, roti tawar, bolu karamel
4	05/12/2019	Brownis, bolu karamel, roti kelapa, roti coklat, meses
26	30/12/2019	Roti coklat, selai srikaya, roti gandum, roti kelapa, meses
27	31/12/2019	Roti kelapa, roti tawar, selai srikaya, brownis, bolu karamel, roti coklat, selai kacang, roti gandum, coconat, meses, roti tinju

Dalam tabel 1 kolom pertama menunjukkan tanggal transaksi dan kolom kedua merupakan transaksi penjualan selama 1 bulan.

2. Mengubah transaksi penjualan tersebut kedalam format Binominal, seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Transaksi Penjualan Dalam Format Binomial

No	Tanggal Transaksi	Produk										
		Selai kacang	Roti Gandum	Roti Kelapa	Brownis	Roti Coklat	Boho Karamel	Roti Tawar	Selai Srikaya	Coconut	Meses	Roti Tinju
1	02-Dec-19	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0
2	03-Dec-19	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
3	04-Dec-19	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
4	05-Dec-19	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0
5	06-Dec-19	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0
6	07-Dec-19	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1
7	09-Dec-19	0	0	0	1	0	1	1	1	0	1	0
8	10-Dec-19	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1
9	11-Dec-19	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0
10	12-Dec-19	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0
11	13-Dec-19	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1
12	14-Dec-19	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0
13	16-Dec-19	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1
14	17-Dec-19	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0
15	18-Dec-19	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1
16	19-Dec-19	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1
17	20-Dec-19	1	0	1	1	0	1	0	1	0	0	0
18	21-Dec-19	0	0	1	1	0	1	0	1	0	1	0
19	23-Dec-19	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	1
20	24-Dec-19	0	0	1	0	1	1	0	0	1	1	0
21	25-Dec-19	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1
22	26-Dec-19	1	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0
23	27-Dec-19	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0
24	28-Dec-19	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0
25	29-Dec-19	1	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0
26	30-Dec-19	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0
27	31-Dec-19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Σ		18	5	15	9	14	17	18	16	9	7	9

Iterasi satu mulai dilakukan dengan tujuan membentuk kandidat 1 – *itemset* (C1) dari data-data transaksi tersebut dan hitung jumlah *support*-nya. Cara menghitung support adalah jumlah kemunculan item dalam transaksi dibagi dengan jumlah seluruh transaksi.

3.1. Analisis Data

Pada penelitian yang dilakukan penulis, data yang digunakan adalah data produksi yang didapat dari UD. Bakery Garden. Kemudian mulai mencari nilai mulai dairi iterasi 1 sampai iterasi 3 agar dapat diaplikasikan dedalam aplikasi RapidMiner sebagai alat bantu dalam melakukan klasifikasi algoritma Apriori dengan beberapa masukan berikut ini :

1. Cari terlebih dahulu nilai supportnya, dengan menggunakan rumus:

$$Support(A) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{total transaksi}} \times 100\%$$

dengan contoh perhitungan:

$$\begin{aligned}
 Support(\text{selai kacang}) &= \frac{\text{jumlah transaksi mengandung selaikacang}}{\text{total transaksi}} \times 100\% \\
 &= \frac{18}{27} \times 100\% = 66.6\%
 \end{aligned}$$

Tabel 3. Kandidat 1- itemset (C1)

No	Jenis Roti	Banyaknya Transaksi	Support %
1	Selai Kacang	18	66.6
2	Roti Gandum	5	18.5
3	Roti Kelapa	15	55.5
4	Brownis	9	33.3
5	Roti Cokelat	14	51.8

6	Bolu Karamel	17	62.9
7	Roti Tawar	18	66.6
8	Selai Srikaya	16	59.2
9	Coconat	9	33.3
10	Meses	7	25.9
11	Roti Tinju	9	33.3

Nilai support didapat dari banyaknya transaksi dibagi berapa lama data tersebut di ambil, lalu dikalikan 100%. Minimum *support* yang ditentukan adalah 8%, maka item-item yang memiliki nilai *support* kurang dari 8% dihilangkan. *Large-itemset* 1 yang dihasilkan yaitu:

Tabel 4. Large Itemset

No	Jenis Roti	Support %
1	Selai Kacang	66.6
2	Roti Gandum	18.5
3	Roti Kelapa	55.5
4	Brownis	33.3
5	Roti Cokelat	51.8
6	Bolu Karamel	62.9
7	Roti Tawar	66.6
8	Selai Srikaya	59.2
9	Coconat	33.3
10	Meses	25.9
11	Roti Tinju	33.3

Pada iterasi ke-dua lakukan proses cross item *Large-itemset* untuk membentuk C2 (kandidat itemset yang berisi 2 item) dan hitung *support*-nya. Untuk kandidat yang berisi item yang sama dihitung satu, misalnya ketika *itemset* selai kacang} digabung dengan {selai kacang} maka hasilnya hanya {selai kacang} dan bukan {selai kacang, selai kacang}. Kombinasi itemset dengan elemen yang sama hanya dihitung satu kali. Misalnya {selai kacang, roti gandum} dengan {roti gandum, selai kacang} adalah sama. Berikut adalah singkatan dari tiap tiap nama produk :

Tabel 6. Singkatan Dari Tiap-tiap produk

No	Jenis Roti	Singkatan
1	Selai Kacang	SK
2	Roti Gandum	RG
3	Roti Kelapa	RoK
4	Brownis	B
5	Roti Cokelat	RC
6	Bolu Karamel	BK
7	Roti Tawar	RT
8	Selai Srikaya	SS
9	Coconat	C
10	Meses	M
11	Roti Tinju	RoT

2. Kemudian iterasi selanjutnya dengan langkah yang sama seperti iterasi 1 dan hasilnya adalah :

$$\text{Support}(sk, rg) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } sk \text{ dan } rg}{\text{total transaksi}} \times 100\%$$

$$= \frac{4}{27} \times 100\% = 14.8\%$$

Tabel 6. Kandidat 2-itemset (C2)

No	Pasangan Item	Banyaknya Transaksi	Support %
1	SK-RG	4	14.8
2	SK-RoK	7	25.9
3	SK-B	5	18.5
4	SK-RC	9	33.3
...
45	C-RoT	3	11
46	M-RoT	1	3.7

Iterasi C2 berfungsi untuk menggabungkan/memasangkan antara 1 produk dengan produk lainnya yang saling berkaitan. Banyaknya transaksi didapatkan dari tabel transaksi binomial, dengan cara melihat jumlah produk dalam 1 hari melakukan transaksi yang sama.

3. Pada iterasi ke-tiga, lakukan kembali proses cross item L2 set untuk membentuk kandidat selanjutnya yaitu C3. Dengan menggunakan rumus:

$$\text{Support}(sk, rg, rok) = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung } sk, rg, rok}{\text{total transaksi}} \times 100\%$$

$$= \frac{2}{27} \times 100\% = 7.4\%$$

Tabel 7. Kandidat 3- Itemset C3

No	Pasangan Item	Banyaknya Transaksi	Support %
1	SK-RG-RoK	2	7.4
2	SK-RG-B	2	7.4
3	SK-RG-RC	1	3.7
4	SK-RG-BK	2	7.4
5	SK-RG-RT	2	7.4
6	SK-RG-SS	1	3.7
7	SK-RG-C	2	7.4
8	SK-RG-M	2	7.4
9	SK-RG-RoT	1	3.7
10	RoK-B-RC	3	11
11	RoK-B-BK	5	18.5
12	RoK-B-RT	2	7.4
13	RoK-B-SS	4	14.8
14	RoK-B-C	1	3.7
15	RoK-B-M	3	11
16	RoK-B-RoT	1	3.7
17	RC-BK-RT	5	18.5
18	RC-BK-SS	1	3.7
19	RC-BK-C	3	11

20	RC-BK-M	3	11
21	RC-BK-RoT	3	11
22	RT-SS-C	3	11
23	RT-SS-M	3	11
24	RT-SS-RoT	5	18.5
25	C-M-RoT	1	3.7

4. Dari seluruh itemset yang terbentuk, kemudian dilakukan pemisahan menjadi *antecedent* dan *consequent*, untuk menentukan seluruh kemungkinan aturan asosiasi yang dapat terbentuk. Contoh : Meses => Brownis

Dari contoh di atas, konsumen yang membeli roti meses juga membeli brownis, tetapi bukan berarti bahwa konsumen yang membeli brownis juga membeli roti meses.

Berikut merupakan cara untuk menghitung *Confidence* :

$$Confidence (B \Rightarrow M) = \frac{support (B, M)}{support B} \times 100\%$$

$$= \frac{14.8}{33.3} \times 100\% = 44.4\%$$

Tabel 9. Hasil Perhitungan Confidence

No	Itemset	Support Antecedent	Support Item	Confidence
1	B => M	14.8	33.3	44.4%
2	RG => RoK	11	18.5	59.4%
3	RG => B	11	18.5	59.4%
4	B => RC	11	33.3	33%
43	RC => BK	22.2	51.8	42.8%
44	SS => RoT	22.2	59.2	37.5%

Minimum confidence yang ditentukan adalah 50%, maka item-item yang memiliki nilai confidence kurang dari 50% dihilangkan.

Tabel 10. Aturan Asosiasi yang berlaku

No	Itemset	Support Antecedent	Support Item	Confidence
1	RG => RoK	11	18.5	59.4%
2	RG => B	11	18.5	59.4%
3	RT => C	11	66.6	66%
4	RT => M	11	66.6	66%
5	RK => RC	29.6	55.5	53.3%
6	RK => BK	29.6	55.5	53.3%
7	RC => RT	29.6	51.8	57%
8	B => BK	18.5	33.3	55.5%
9	RG => SS	14.8	18.5	80%
10	RK => RT	48.1	66.6	72.2%
11	RK => SS	40.7	66.6	61%
12	BK => RT	40.7	62.9	64.7%
13	RT => SS	40.7	66.6	61%

Hasilnya adalah terbentuk 13 aturan *asosiasi* hasil proses berdasarkan parameter yang telah ditentukan yaitu minimum *support* 8% dan minimum *confidence* 50%. Pada

salah satu aturan yang terbentuk, misalnya aturan : ‘roti gandum (RG) => selai srikaya (SS)’ dengan nilai *confidence* 80% berarti bahwa 80% dari konsumen yang membeli ‘roti gandum’ juga membeli ‘selai srikaya’.

3.2. Aplikasi *RapidMiner*

Berikut ini merupakan hasil penulisan menggunakan *RapidMiner* 5.3 sehingga dapat diketahui produk yang paling diminati oleh konsumen.

Role	Name	Type	Statistics	Range	Missings
regular	No	nominal	mode = range1 [-∞ - 14.500] (14), least = range2	range1 [-∞ - 14.500] (14), range2 [1
regular	Tanggal Transaksi	date_time	length = 29 days	[Dec 2, 2019 12:00:00 AM ICT, De	1
regular	Produk	polynomial	mode = 1.0 (18), least = Selai kacang (1)	Selai kacang (1), 1.0 (18), 0.0 (9)	0
regular	D	polynomial	mode = 0.0 (22), least = Roti Gandum (1)	Roti Gandum (1), 0.0 (22), 1.0 (5)	0
regular	E	polynomial	mode = 1.0 (15), least = Roti Kelapa (1)	Roti Kelapa (1), 1.0 (15), 0.0 (12)	0
regular	F	polynomial	mode = 0.0 (18), least = Brownis (1)	Brownis (1), 0.0 (18), 1.0 (9)	0
regular	G	polynomial	mode = 1.0 (14), least = Roti Coklat (1)	Roti Coklat (1), 1.0 (14), 0.0 (13)	0
regular	H	polynomial	mode = 1.0 (17), least = Bolu Karamel (1)	Bolu Karamel (1), 0.0 (10), 1.0 (17)	0
regular	I	polynomial	mode = 1.0 (18), least = Roti Tawar (1)	Roti Tawar (1), 1.0 (18), 0.0 (9)	0
regular	J	polynomial	mode = 1.0 (16), least = Selai Srikaya (1)	Selai Srikaya (1), 0.0 (11), 1.0 (16)	0
regular	K	polynomial	mode = 0.0 (18), least = Coconut (1)	Coconut (1), 1.0 (9), 0.0 (18)	0
regular	L	polynomial	mode = 0.0 (20), least = Meses (1)	Meses (1), 0.0 (20), 1.0 (7)	0
regular	M	polynomial	mode = 0.0 (18), least = Roti Tinjau (1)	Roti Tinjau (1), 0.0 (18), 1.0 (9)	0

Gambar 3. Hasil Pengujian Algoritma Apriori

Dari gambar di atas dapat kita lihat bahwa terdapat 27 sampel, data yang didapat selama 1 bulan yaitu dimulain pada tanggal 2 Desember 2019 – 31 Desember 2019. Setelah diolah ke aplikasi *RapidMiner* bahwa produk yang paling diminati oleh konsumen adalah ‘roti gandum -> selai srikaya’. Ketika seseorang membeli roti gandum maka kemungkinan akan membeli selai srikaya.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil perhitungan dan analisis penelitian konsumen menggunakan Data Mining metode Algoritma Apriori, maka penulis dapat menyimpulkan sebagai berikut:

1. Dengan menggunakan Data Mining metode Algoritma Apriori menghasilkan 13 aturan asosiasi dengan cara menghitung nilai *support* dan nilai *confidence* dari data transaksi penjualan pada UD. Bakery Garden.
2. Berdasarkan dari hasil perhitungan asosiasi yang terbentuk yaitu :
 - a. Algoritma Apriori menggunakan data transaksi penjualan pada UD. Bakery Garden untuk menghasilkan asosiasi, sehingga hasilnya dapat membantu pihak perusahaan untuk menentukan stok bahan baku dari produk yang paling banyak peminatnya.
 - b. Proses pengujian data menggunakan aplikasi *RapidMiner* 5.3, berdasarkan hasil dari asosiasi yang terbentuk. Hasilnya adalah terbentuk 13 aturan asosiasi, hasil proses yang telah ditentukan yaitu minimum *support* 8% dan minimum *confidence* 50%.
3. Asosiasi yang terbentuk dipengaruhi oleh nilai minimum *support* dan minimum *confidence*, semakin tinggi nilai *confidancenya* maka semakin sedikit nilai asosiasi yang terbentuk.

Daftar Pustaka

- [1] C.T.I, B. R., & Al, E. (2017). Implementasi k-means clustering pada rapidminer untuk analisis daerah rawan kecelakaan, (April).
- [2] Hidayat, A. Z. (2017). PENERAPAN ALGORITMA APRIORI UNTUK MENENTUKAN

- STRATEGI PENJUALAN PADA RUMAH MAKAN “ DAPOER EMAK ” PATI.
- [3] Listriani, D., & Dkk. (2016). PENERAPAN METODE ASOSIASI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI PADA APLIKASI ANALISA POLA BELANJA KONSUMEN Studi Kasus Toko Buku Gramedia Bintaro), 9(2), 120–127.
- [4] Qomariah, S., & Ekawati, H. (2020). IMPLEMENTASI METODE DATA MINING APRIORI PADA, 17(1), 329–338.
- [5] Saputra, R. (2017). APLIKASI DATA MINING ANALISIS DATA TRANSAKSI PENJUALAN OBAT MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (Studi Kasus di Apotek Setya Sehat Semarang), (April 2013). <http://doi.org/10.14710/jmasif.4.7.1-8>