

Implementasi Algoritma Apriori Dalam Keterkaitan Data Pada Kelangkaan Minyak Goreng

Ulvah^{1,*}, Aishiyah Saputri Laswi²

¹Program Studi Informatika, Fakultas Teknik Komputer, Universitas Cokroaminoto Palopo, Palopo, Indonesia

²Program Studi Pendidikan Matematika, Fakultas Tarbiyah, Institute Agama Islam Negeri Palopo, Palopo, Indonesia

Email: ^{1,*}ulvahinformatik@gmail.com, ²aishiyahsaputrilaswi@iainpalopo.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ulvahinformatik@gmail.com

Submitted: 08/05/2022; Accepted: 27/05/2022; Published: 30/06/2022

Abstrak—Kelangkaan minyak goreng yang menyebabkan harga minyak juga ikut naik drastis dari harga normal biasanya. Kondisi ini menyebabkan harga minyak semakin meningkat bahkan juga di beberapa daerah tertentu sama sekali tidak memiliki stok persediaan minyak goreng (stok kosong). Dari fenomena langkanya persediaan minyak goreng banyak pedagang yang menjual dengan harga tinggi menggunakan teknik asosiasi namun tidak tepat. Melihat beberapa kejadian pedagang menjual minyak goreng dengan teknik asosiasi namun tidak tepat dengan kebutuhan para konsumen sehingga penulis tertarik melakukan analisis keterkaitan data dengan mengimplementasikan Algoritma Apriori agar barang yang dipasangkan dengan minyak goreng tidak menjadi sia-sia dan bisa berguna bagi pembelinya. Data transaksi sebagai acuan membentuk asosiasi dengan menentukan nilai ambang batas yaitu 15% merupakan hasil scan data transaksi yang sering terjadi secara bersamaan pada saat pembelian minyak goreng yang diambil dari 210 sampel dan dari sampel yang diambil menunjukkan angka yang sangat baik untuk dijadikan sebagai aturan asosiasi karena memiliki nilai lift >1.00 sehingga dapat dijadikan acuan untuk mengatur paketan persediaan minyak goreng bersama dengan barang lainnya.

Kata Kunci: Algoritma Apriori; Keterkaitan Data; Persediaan; Minyak Goreng

Abstract—The shortage of edible oil has caused the price of oil to be significantly higher than normal, which has led to higher oil prices even in certain regions where there are no edible oil inventories at all (empty warehouses). Due to the phenomenon of cooking oil shortages, many traders sell at high prices using correlation techniques, but they are not suitable. Given so many incidents where traders were selling cooking oil with related technology but not suited to consumers' needs, the authors became interested in analyzing the data connections by applying the a priori algorithm so that the goods paired with the cooking oil were not more useless and can be beneficial to buyers. Transaction data as a reference by a correlation by setting a cut-off value of 15% resulting from scanned transaction data, when buying cooking oil, often from 210 samples at the same time, and the samples taken have too good a number to be used as a correlation to become as they have a leverage value > 1.00 so that they can be used as a reference to arrange the cooking oil supply packaging along with other items.

Keywords: Algorithm Apriori; Association Rules; Cooking Oil; Supply

1. PENDAHULUAN

Minyak goreng merupakan salah satu barang yang dikonsumsi masyarakat setiap harinya. Bobotnya terhadap inflasi juga cukup besar karena minyak goreng merupakan kebutuhan dasar bagi manusia terutama para ibu rumah tangga. Minyak goreng dapat diproduksi dari berbagai bahan mentah, misalnya kelapa, kelapa sawit, kopra, kedelai, biji jagung, biji bunga matahari, zaitun, dan lain-lain. Bagi masyarakat Indonesia minyak goreng adalah salah satu kebutuhan pokok atau merupakan salah satu dari Sembako (sembilan bahan pokok) menurut keputusan Menteri Perindustrian dan Perdagangan. Dalam kehidupan sehari-hari minyak goreng dikonsumsi oleh hampir seluruh masyarakat Indonesia baik yang berada di perkotaan maupun pedesaan. Minyak goreng digunakan untuk memasak seperti penumisan, penggorengan dalam jumlah yang sedikit maupun banyak. Sebab minyak goreng dapat memberikan aroma yang sedap, cita rasa yang lebih lezat, gurih, membuat makanan menjadi renyah atau crispy, serta penampilan yang lebih menarik memberikan warna keemasan dan kecoklatan daripada makanan yang dikukus, direbus atau dipanggang.

Perbulan Februari 2022 terjadi kelangkaan minyak goreng yang menyebabkan harga minyak juga ikut naik drastis dari harga normal biasanya. Bahkan sama sekali sangat sulit untuk mendapatkan minyak goreng, baik minyak curah maupun dalam bentuk kemasan. Kondisi ini menyebabkan harga minyak semakin meningkat bahkan juga di beberapa daerah tertentu sama sekali tidak memiliki stok persediaan minyak goreng (stok kosong). Kelangkaan minyak goreng ini juga diduga terjadi dengan adanya penimbunan stok yang dilakukan oleh para mafia dikalangan masyarakat dan hal ini merupakan salah satu faktor penyebab langkanya minyak goreng yang menyebabkan fenomena *Fanic Buying* beberapa waktu yang lalu warga beramai-ramai memborong minyak goreng dipasaran.

Dari fenomena langkanya persediaan minyak goreng di atas banyak juga pedagang yang menjual dengan harga tinggi menggunakan teknik asosiasi namun tidak tepat. Melihat beberapa kejadian pedagang menjual minyak goreng dengan teknik asosiasi namun tidak tepat dengan kebutuhan para konsumen penulis tertarik ingin melakukan analisis keterkaitan data dengan mengimplementasikan Algoritma Apriori agar barang yang dipasangkan dengan minyak goreng tidak menjadi sia-sia dan bisa berguna bagi pembelinya. Jangan sampai maksud hati para konsumen ingin membeli minyak dengan alasan murah karena dalam paketan barang lain namun sebenarnya sama saja dengan harga mahal. Algoritma apriori adalah salah satu algoritma data mining yang

digunakan untuk pembentukan *association rule* untuk melakukan pencarian *item set* yang saling berhubungan. Pencairan informasi ini dilakukan dengan menggunakan informasi yang sudah tersedia sebelumnya untuk mendapatkan informasi selanjutnya. Dengan tujuan agar semua informasi bisa ditemukan dan memenuhi syarat minimum untuk *support* dan syarat minimum untuk *confidence* agar menjadi sebuah informasi yang real dan bisa digunakan dengan baik.

Algoritma Apriori berguna untuk menentukan *frequent itemset* pada sekumpulan data. Algoritma Apriori adalah algoritma yang paling terkenal untuk menentukan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi merupakan pola item-item didalam suatu database yang memiliki frekuensi atau *support* diatas ambang batas tertentu yang disebut istilah minimum support[1]–[5]. Pola frekuensi ini digunakan untuk menyusun aturan *assosiatif* dan juga beberapa teknik data mining lainnya. Untuk mengetahui bahan kain apa saja yang sering dibeli oleh konsumen maka dilakukan teknik analisis keranjang belanja pada toko yaitu analisis dari kebiasaan pembelian konsumen di toko[6]–[8]. Algoritma Apriori ini sangat membantu dalam pembentukan suatu kombinasi item yang dapat dikelompokkan berdasarkan parameter yang nantinya akan menghasilkan nilai untuk membantu menentukan dalam strategi penjualan bahan barang di toko. Penerapan algoritma apriori ini membantu dalam menentukan suatu kombinasi item yang sering dibeli secara bersamaan[9]–[12]. Kombinasi item ini dapat digunakan sebagai acuan proses penjualan barang ditengah langkanya minyak goreng. Tujuan menggunakan Algoritma apriori ini agar bisa membantu dalam pengambilan keputusan dalam menyusun tata letak barang dan pasangan untuk tiap pembelian minyak goreng, supaya minyak goreng yang banyak dibeli diletakan ditempat yang mudah dicari dan begitu pula produk yang sering dibeli secara bersamaan.

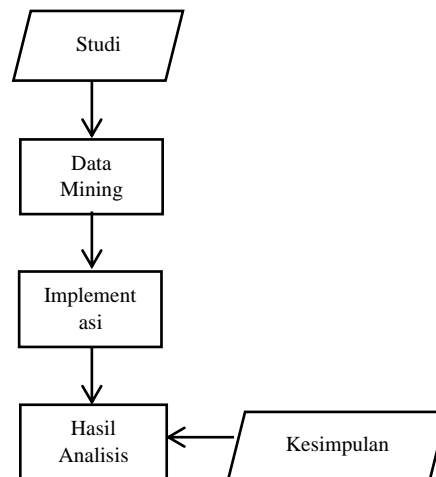
Algoritma Apriori merupakan jenis algoritma data mining yang paling banyak digunakan untuk mencari pola keterkaitan data pada *item set* yang saling berhubungan. Algoritma ini banyak digunakan untuk jenis transaksi atau biasa disebut dengan istilah analisis keranjang belanja untuk mengetahui hubungan antara barang 1 dengan barang lainya. Algoritma Apriori dibagi menjadi beberapa tahap yang disebut iterasi atau pass[1], [5], [13]. Tiap iterasi menghasilkan pola frekuensi tinggi dengan panjang yang sama dimulai dari pass pertama yang menghasilkan pola frekuensi tinggi dengan panjang satu. Di iterasi pertama ini, support dari setiap item dihitung dengan men-scan database. Setelah *support* dari setiap *item* didapat, *item* yang memiliki *support* diatas minimum *support* dipilih sebagai pola frekuensi tinggi dengan panjang 1 atau sering disingkat *1-itemset*. Singkatan *k-itemset* berarti satu set yang terdiri dari *k* item. Iterasi kedua menghasilkan *2-itemset* yang tiap set-nya memiliki dua item. Pertama dibuat kandidat *2-itemset* dari kombinasi semua *1-itemset*. Lalu untuk tiap kandidat *2-itemset* ini dihitung *support*-nya dengan *scan database*. *Support* disini artinya jumlah transaksi dalam *database* yang mengandung kedua *item* dalam kandidat *2-itemset*[2], [3], [6]. Setelah *support* dari semua kandidat *2-itemset* didapatkan, kandidat *2-itemset* yang memenuhi syarat minimum *support* dapat ditetapkan sebagai *2-itemset* yang juga merupakan pola frekuensi tinggi dengan panjang 2.

Dari permasalahan di atas penulis menawarkan solusi dengan menggunakan teknik asosiasi yang tepat untuk memprediksi ketersediaan minyak goreng dan barang apa saja yang sering dibeli secara bersamaan dengan minyak goreng berdasarkan data transaksi pembelian yang terjadi pada Toko Alul dengan mengimplementasikan Algoritma Apriori dalam keterkaitan data untuk mendapatkan hasil yang lebih baik. Penulis mengambil beberapa rujukan dari penelitian terdahulu yang menjadi tolak ukur dari penerapan yang sama tahun 2021 oleh Sry Pay Tualeka dkk, tentang Implementasi Data Mining Untuk Meprediksi Penjualan dan Penempatan Stok Barang pada CV.Pasti Jaya Houseware Menggunakan Algoritma Apriori yang memiliki hasil penelitian keterkaitan produk piring dan gelas cukup kuat dibanding barang lain dengan nilai *support* 60% dan *confidence* 100% [14]. Tahun 2020 Addzifi Mochamad dkk, dalam penelitiannya mengenai Implimentasi Data Mining Pengambilan Keputusan Penentuan Korelasi Produl Berdasarkan Pola Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori uji coba dengan menggunakan nilai minimum support 0.1% (0.001), confidence 90% (0.9) menghasilkan 4 aturan asosiasi sehingga susunan produk yang didekatkan secara berturut-turut adalah AQUA 1500ml [15]. Penelitian tahun 2019 yang dilakukan oleh Agus Junaidi dkk, Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang dengan hasil penelitian Dengan menggunakan metode Frequent Pattern Growth maka penempatan barang dan persediaan barang pada minimarket dapat terkontrol dengan baik sehingga pelayanan pada konsumen akan meningkat yang akhirnya dapat juga meningkatkan omset penjualan. Dalam penelitian ini support ditentukan menggunakan ambang batas 60% dan confidence 90%. Dengan memperhatikan hubungan support dan confidence pemilik mini market dapat menyediakan dan menempatkan barang yang akan dijual secara tepat [16].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini ada beberapa tahapan yang dilakukan harus dilakukan untuk menemukan keterkaitan barang satu dengan barang lainya dengan melalui beberapa tahap mulai dari Analisa Masalah, Objek Penelitian, Pengumpulan Data, Metode Analisis yang digunakan dan Hasil Implementasi.



Gambar 1.Tahapan Penelitian

1. Studi Awal

Studi untuk merumuskan latar belakang permasalahan yang akan dibahas seperti menganalisis permasalahan, mempelajari beberapa literature dan menganalisis data yang akan di jadikan sebagai sampel penelitian.

2. Data Mining

Melakukan identifikasi dari permasalahan yang ditemukan. Kemudian mendeskripsikannya untuk menemukan solusi permasalahan dengan mengolah data uji latih yang telah dijadikan sampel menggunakan teknik data mining Algoritma Apriori *Asosiation Rules*

3. Implementasi

Setelah mendapatkan hasil dari solusi yang telah ditemukan. Maka dibutuhkan implementasi untuk mendapatkan hasil analisis sesuai dengan kebutuhan system dan kebutuhan lapangan.

4. Hasil Analisis

Hasil analisis merupakan hasil akhir dari perhitungan dengan menggunakan algoritma apriori berdasarkan system yang telah dirancang untuk menghasilkan sebuah keputusan dalam penentuan pola dan frekuensi tinggi pada keranjang belanja.

2.2 Identifikasi Awal

Identifikasi awal berguna untuk memberikan batasan-batasan pada algoritma apriori agar berjalan sesuai dengan apa yang telah ditentukan. Identifikasi awal tersebut termasuk didalamnya adalah menentukan batas minimum support dan minimum confidence yang digunakan dalam membuat aturan asosiasi serta database transaksi yang digunakan untuk menguji algoritma apriori. Minimum support dan minimum confidence adalah nilai batas (threshold) yang nantinya digunakan untuk menentukan aturan asosiasi yang terbaik.

2.3 Penerepan Algoritma Apriori

Pengujian algoritma apriori menggunakan XLSTAT untuk menemukan pola hubungan 1 atau 2 item dalam suatu *dataset* pada terjadi transaksi secara bersamaan dan pada transaksi tersebut memiliki kemungkinan 50-60% membeli barang yang saling berhubungan 1 dan lainnya dengan menggunakan rumus di bawah ini:

1. Menentukan nilai *Frekuensi Support(A)*

Menghitung transaksi yang memuat seluruh *item* yang ada pada *database* untuk mendapatkan minimum *support* 1 *item* yang memenuhi syarat untuk menjadi pola frekuensi tinggi dengan menggunakan rumus di bawah ini:

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \tag{1}$$

Setelah menemukan pola frekuensi tinggi, selanjutnya melakukan analisa untuk menemukan data yang saling berkaitan 1 sama lain yaitu *support* minimum:

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \tag{2}$$

2. Menentukan *Nilai Asosiatif*

Setelah mendapatkan nilai support minimum selanjutnya menganalisa pola yang saling berkaitan antara transaksi A dan B. pembentukan Asosiatif cukup penting untuk mendapatkan nilai *Confidence*.

$$Conf(A, B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi\ A} \tag{3}$$

3. Menentukan *Lift Ratio*

Untuk mengetahui kekuatan asosiasi yang telah terbentuk menghitung nilai *Lift Ratio* sangat penting untuk mengetahui tingkat keakuratan sebuah asosiasi yang telah terbentuk:

$$Lift(A, B) = \frac{Confidence(A, B)}{Support(A, B)} \quad (4)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Aturan Asosiasi

Aturan asosiasi dari kombinasi *frequent itemset* yang memenuhi nilai minimum *support* yang sudah ditentukan pada proses sebelumnya. Calon aturan asosiasi dibuatkan dari kombinasi tersebut dan dihitung persentase *support* dan *confidence* dari masing-masing kombinasi. Item-item dalam kombinasi bergiliran menjadi *antecedent* dan *consequent*. Jika satu item menjadi *antecedent* maka item-item yang lain menjadi *consequent*

3.2 Nilai Support 1 Item

Mengambil hasil *scan* dari database dengan menetapkan nilai *support* minum 15% untuk satu item tiap pembelian untuk memperoleh kandidat 1 *item set* pola frekuensi tinggi. Yang kemudian akan digunakan untuk membentuk asosiasi kombinasi 2 *item*. Pada tabel 1 *Support A* merupakan data minimum *support* yang telah ditentukan yang diambil dari 100 jenis barang yang laku terjual dalam satu waktu yang sama:

Tabel 1. Support A

No	Item	Support A
1	Minyak Fitri 1 Liter	35%
2	Telur	32%
3	Terigu Kompas 1 kg	29%
4	Gula Pasir	27%
5	Mentega	25%
6	Mie Sedaap Goreng	23%
7	Mie Sedaap Soto	23%
8	Mie Bola Dunia	19%
9	Kopi Abc Mocca	18%
10	Bihun Jagung	18%
11	Kecap Abc Sacet	16%
12	Royco Ayam/Sapi	16%
13	The Sari Murni	15%
14	Sirup ABC Jeruk Floridina	15%
15	Sirup Pisang Ambon	15%
16	Sosis So Nice	15%

Tabel 1 di atas merupakan tabel item set yang memenuhi syarat minum yang telah ditentukan yang memiliki pola frekuensi tinggi yang selanjutnya akan diolah menjadi kombinasi 2 item set untuk memperoleh asosiasi.

Tabel 2. Daftar Support Penjualan 2 Item

No	ItemSet	Support (A,B)
1	<i>If Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter, <i>Then Buy</i> Telur	10%
2	<i>If Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter, <i>Then Buy</i> Terigu Kompas 1 kg	12%
3	<i>If Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter, <i>Then Buy</i> Gula Pasir	10%
4	<i>If Buy</i> Terigu Kompas 1 Kg, <i>Then Buy</i> Telur	12%
5	<i>If Buy</i> Terigu Kompas 1 Kg, <i>Then Buy</i> Mentega	10%
6	<i>If Buy</i> Terigu Kompas 1Kg, <i>Then Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter	14%
7	<i>If Buy</i> Mie Sedaap Goreng, <i>Then Buy</i> Telur	14%
8	<i>If Buy</i> Telur, <i>Then Buy</i> Mie Sedaap Soto	14%
9	<i>If Buy</i> Mie Sedaap Soto, <i>Then Buy</i> Kecap ABC Sacet	14%
10	<i>If Buy</i> Mentega, <i>Then Buy</i> Telur	13%
11	<i>If Buy</i> Gula Pasir, <i>Then Buy</i> Mentega	12%
12	<i>If Buy</i> Sirup Pisang Ambon, <i>Then Buy</i> Terigu	13%
13	<i>If Buy</i> Sirup Pisang Ambon, <i>Then Buy</i> Gula Pasir	11%
14	<i>If Buy</i> Mie Bola Dunia, <i>Then Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter	12%
15	<i>If Buy</i> Royco Ayam/Sapi <i>Then Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter	11%
16	<i>If Buy</i> Mentega, <i>Then Buy</i> Gula Pasir	11%

No	ItemSet	Support (A,B)
17	<i>If Buy</i> Kopi ABC Mocca, <i>Then Buy</i> Gula Pasir	11%
18	<i>If Buy</i> Gula Pasir, <i>Then Buy</i> Sirup ABC	10%
19	<i>If Buy</i> Sirup ABC, <i>Then Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter	11%
20	<i>If Buy</i> Minyak Goreng, <i>Then Buy</i> Kecap ABC Sacet	13%
21	<i>If Buy</i> Sirup ABC Jeruk Florida, <i>Then Buy</i> Sirup Pisang Ambon	14%
22	<i>If Buy</i> Sosis So Noce, <i>Then Buy</i> Mie Bola Dunia	13%
23	<i>If Buy</i> Royco Ayam/Sapi, <i>Then Buy</i> Terigu	11%

Setelah memperoleh nilai *support* 2 pembelian untuk 2 kombinasi dalam 1 kali transaksi tahap berikutnya adalah menentukan nilai *Confidence* dan aturan final Asosiatif.

3.2 Menentukan Nilai Confidence Aturan Final Asosiasi

Nilai minimum *support* dan minimum *confidence* ditentukan melalui proses pengamatan scan pada database. Penentuan nilai tersebut disesuaikan agar menghasilkan aturan asosiasi yang baik. Nilai minimal *support* yang ditentukan dalam penelitian ini adalah 2 karena minimal jumlah item untuk membentuk suatu kombinasi adalah 2 item. Alasan lain adalah karena dari beberapa kali percobaan jika ditentukan nilai minimum *support* lebih dari itu dari data transaksi yang tersedia maka tidak ditemukan aturan asosiasi yang baik karena jumlah kemunculan suatu kombinasi paling sering adalah 2 kali dalam keseluruhan transaksi. 70% dari suatu item dengan item pasangannya dalam satu itemset.

Tabel 3. Asosiasi

No	Itemset	Support (A)%	Support (A,B)%	Confidence
1	<i>If Buy</i> Royco Ayam/Sapi, <i>Then Buy</i> Terigu	28	14	50
2	<i>If Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter, <i>Then Buy</i> Telur	26	13	50
3	<i>If Buy</i> Minyak Goreng, <i>Then Buy</i> Kecap ABC Sacet	26	14	54
4	<i>If Buy</i> Mentega, <i>Then Buy</i> Telur	26	14	54
5	<i>If Buy</i> Mie Bola Dunia, <i>Then Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter	26	14	54
6	<i>If Buy</i> Gula Pasir, <i>Then Buy</i> Sirup ABC	24	14	58
7	<i>If Buy</i> Sosis So Noce, <i>Then Buy</i> Mie Bola Dunia	18	11	61
8	<i>If Buy</i> Mie Sedaap Soto, <i>Then Buy</i> Kecap ABC Sacet	17	11	65
9	<i>If Buy</i> Gula Pasir, <i>Then Buy</i> Mentega	18	12	67
10	<i>If Buy</i> Gula Pasir, <i>Then Buy</i> Sirup ABC	16	11	69
11	<i>If Buy</i> Sirup ABC Jeruk Florida, <i>Then Buy</i> Sirup Pisang Ambon	17	12	71
12	<i>If Buy</i> Sosis So Noce, <i>Then Buy</i> Mie Bola Dunia	18	13	72
13	<i>If Buy</i> Terigu Kompas 1Kg, <i>Then Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter	18	13	72

Setelah melihat daftar transaksi dari beberapa barang yang sering dibeli secara bersamaan pada tabel 3 di atas diperoleh nilai *confidence* yang merupakan *output* dari beberapa masukan dan hasil minimum *support* A dan syarat minimum *support* A dan B.

Tabel 4. Hasil aturan final Asosiasi

No	Item	Support %	Confidence	Lift
1	<i>If Buy</i> Sosis So Noce, <i>Then Buy</i> Mie Bola Dunia	11	61	5,54
2	<i>If Buy</i> Mie Sedaap Soto, <i>Then Buy</i> Kecap ABC Sacet	11	65	5,9
3	<i>If Buy</i> Gula Pasir, <i>Then Buy</i> Mentega	12	67	5,58
4	<i>If Buy</i> Gula Pasir, <i>Then Buy</i> Sirup ABC	11	69	6,27
5	<i>If Buy</i> Sirup ABC Jeruk Florida, <i>Then Buy</i> Sirup Pisang Ambon	12	71	4,9
6	<i>If Buy</i> Sosis So Noce, <i>Then Buy</i> Mie Bola Dunia	13	72	5,53
7	<i>If Buy</i> Terigu Kompas 1Kg, <i>Then Buy</i> Minyak Goreng Fitri 1 Liter	13	72	5,53

Untuk menguji kuat atau tidaknya aturan sebuah asosiasi dapat dilihat pada nilai *Lift Ratio* dari hasil penggabungan Nilai *Support* dan Nilai *Confidence* pada tabel 4 di atas. apabila nilai *Lift Ratio* yang diperoleh lebih besar dari 1 maka semakin baik untuk dijadikan sebuah acuan membentuk sebuah asosiasi karena semakin besar nilai *Lift* yang diperoleh akan semakin baik pula manfaatnya untuk sebuah aturan asosiasi dan hal ini juga menunjukkan bahwa semua rules yang digunakan dalam penentuan nilai *Lift Ratio* ini bersifat Akurat untuk

digunakan sebagai acuan dalam memprediksi keterkaitan barang barang yang sering dibeli dalam waktu bersamaan.

Dari data penjualan barang di atas yang diukur dengan menggunakan Algoritma Apriori dapat dijabarkan bahwa menghilangkan data yang tidak terpakai pada database yaitu dengan melakukan *scan database* yang bertujuan untuk menghilangkan data yang tidak konsisten pada tiap terjadinya transaksi untuk mempermudah pihak toko dalam menggali informasi penjualan barang yang paling sering dibeli bersamaan dengan minyak goreng agar terbentuk sebuah asosiasi yang baik. Dengan menentukan nilai ambang batas yang telah ditentukan oleh pihak toko seperti yang terdapat pada tabel 1. Yang merupakan hasil scan data transaksi yang sering terjadi secara bersamaan pada saat pembelian minyak goreng yang diambil dari 210 sampel. Kombinasi *itemsets* yang telah dibentuk dari beberapa item yang telah memenuhi support minimum dengan menetapkan nilai ambang batas yaitu 10% untuk dijadikan sebagai acuan untuk menentukan nilai *confidence*. Nilai *confidence* digunakan untuk melihat seberapa kuat asosiasi terbentuk pada tiap *item* yang ada pada data transaksi berdasarkan pola pembelian yang ditemukan pada tiap transaksi yang selanjutnya akan dijadikan sebagai tolak ukur untuk memenuhi kebutuhan pelanggan pada toko.

Aturan final asosiasi digunakan untuk menentukan hasil dari semua pola kombinasi yang telah diperoleh yang terbentuk dari beberapa item barang yang ditemukan pada analisis pola frekuensi tinggi. Hasil analisis ini digunakan untuk memprediksi persediaan minyak goreng untuk memenuhi kebutuhan pelanggan pada Toko Alul yang telah diukur tingkat keakuratannya, dimana jika nilai *lift* >1.00 maka dapat dipastikan tingkat keakuratan dapat digunakan untuk meningkatkan persediaan barang yang sering dibeli bersamaan dengan minyak goreng dalam satu waktu yang sama akan barang tersebut ditata dengan baik bersamaan dengan minyak goreng. Bertujuan agar pelanggan pada Toko Alul leboh mudah dalam menemukan kebutuhan pokok yang dibutuhkan bersamaan dengan minyak goreng. Selain itu pemilik toko juga bisa lebih tepat dalam mengatur barang diskon yang dipasangkan dengan minyak goreng agar barang tersebut bisa terpakai oleh konsumen yang membeli dan tidak menjadi mubasir dan mempermudah aturan tata letak dalam mencari barang yang memang sering dibeli bersamaan dengan kebutuhan minyak goreng pada umumnya.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian di atas dengan menggunakan Algoritma Apriori untuk analisis keranjang keterkaitan data ditengah langkanya persediaan minyak goreng dapat ditarik kesimpulan yang terdapat pada tabel 4 aturan final asosiasi menunjukkan bahwa terdapat 13 jenis barang yang sering dibeli secara bersamaan tiap terjadi transaksi berdasarkan 210 jenis barang yang tersedia pada toko alul. Semua rule yang dihasilkan pada penelitian ini menunjukkan angka yang sangat baik untuk dijadikan aturan asosiasi karena memiliki nilai *lift* >1.00 sehingga dapat dijadikan acuan untuk mengatur paketan persediaan minyak goreng bersama dengan barang lainnya. Sehingga dengan ditemukannya *rules* terbaik ini pihak toko alul dapat menggunakan *rules* tersebut dalam membuat strategi penjualan paketan dalam minyak goreng agar dapat mengurangi kerugian biaya dan dapat menguntungkan para konsumen toko alul. Metode asosiasi menggunakan algoritma apriori cocok diimplementasikan untuk menemukan *frequent itemset* yang tersembunyi pada keranjang belanja. Aturan asosiasi yang dihasilkan dari *frequent itemset* dapat dipakai sebagai pendukung keputusan dalam penjualan seperti mengatur penempatan barang, mengatur persediaan atau membuat promosi pemasaran dengan menerapkan diskon untuk kombinasi barang-barang tertentu yang sering muncul dalam transaksi.

REFERENCES

- [1] R. Sari and R. Y. Hayuningtyas, "Analisis Keranjang Belanja Pada Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," *EVOLUSI J. Sains dan Manaj.*, vol. 9, no. 1, pp. 46–51, 2021, doi: 10.31294/evolusi.v9i1.9999.
- [2] R. D. Lestari *et al.*, "Penerapan Data Mining Untuk Mengetahui Customer Behaviour Toko Artpedia Dengan Menggunakan Application of Data Mining To Know Customer Behaviour," vol. 7, no. 2, pp. 7140–7146, 2020.
- [3] P. Iswandi, I. Permana, and F. N. Salisah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Hypermart Xyz Lampung Untuk Penentuan Tata Letak Barang," *J. Ilm. Rekayasa dan Manaj. Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, p. 70, 2020, doi: 10.24014/rmsi.v6i1.7613.
- [4] I. Qoniah and A. T. Priandika, "Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara)," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2020.
- [5] H. P. Tambunan and S. Zetli, "Jurnal Comasie," *Comasie*, vol. 3, no. 3, pp. 21–30, 2020.
- [6] K. K. Widiartha, "Implementasi algoritma apriori untuk analisis keranjang belanja dalam manajemen tata letak produk," *JANAPATI J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, pp. 249–260, 2019.
- [7] Z. T. Wulansai, "Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Tata Letak Menempatkan Barang Dagangan," *J. Gener.*, vol. 6, no. 1, pp. 45–57, 2022.
- [8] W. H. Sirait, "Penerapan Algoritma Apriori dalam Menentukan Pola Penjualan Produk Pertanian," vol. 2, no. 10, pp. 634–641, 2022, doi: 10.47065/tin.v2i10.1374.
- [9] N. Safitri and C. Bella, "PENERAPAN DATA MINING UNTUK ANALISIS POLA PEMBELIAN PELANGGAN (STUDI KASUS : TOKO DIENGVA BANDAR JAYA)," vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2022.
- [10] R. Abizal, Y. Syahra, and H. Hafizah, "Implementasi Algoritma Apriori Dalam Menganalisis Pola Penjualan Pada Restoran Sederhana," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknol. Sist. Inf. dan Sist. Komput. TGD)*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2022, doi:

- 10.53513/jsk.v5i1.4794.
- [11] T. Prasetya, J. E. Yanti, A. I. Purnamasari, and A. R. Dikananda, “Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori,” vol. 6, no. 1, pp. 43–52, 2021.
 - [12] S. D. Saragih, “Analisa Pola Penjualan Alat Pancing Menggunakan Algoritma Apriori,” vol. 3, no. 3, pp. 78–83, 2021.
 - [13] S. P. Tualeka *et al.*, “IMPLEMENTASI DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN HOUSEWARE MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI IMPLEMENTATION OF DATA MINING FOR PREDICTING SALES AND STOCK PLACEMENT AT CV PASTI JAYA HOUSEWARE USING APRIORI,” pp. 115–123, 2021, doi: 10.47002/seminastika.v3i1.258.
 - [14] A. M. Gumelar and M. Akbar, “Implementasi Data Mining Pengambilan Keputusan Penentuan Korelasi Produk Berdasarkan Pola Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori Data Mining Implementation Decision Making Determination of Product Correlation Based,” pp. 7–14, 2020.
 - [15] A. Junaidi, “Implementasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Untuk Menentukan Persediaan Barang,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 8, no. 1, pp. 61–67, 2019, doi: 10.32736/sisfokom.v8i1.604.