



Implementasi algoritma apriori dan eclat (*equivalence class transformation*) pada data transaksi penjualan

Ike Septi Nindyaa*¹, Gusmelia Testiana², Irfan Dwi Jaya³

Email : ¹ikeseptinindyaa3713@gmail.com, ²gusmeliatestiana_uin@radenfatah.ac.id, ³irfan_dj@radenfatah.ac.id

¹²³Sistem Informasi, UIN Raden Fatah Palembang

Diterima: 03 Agustus 2023 | Direvisi: 11 Agustus 2023 | Disetujui: 30 Agustus 2023

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Minimarket Vhe Pagaralam merupakan minimarket milik perorangan yang dikelola secara pribadi dan berkecimpung dalam aktivitas bisnis ritel makanan dan berbagai macam kebutuhan sehari-hari. Namun dalam beberapa kasus konsumen mengeluhkan tentang kesulitan dalam pencarian barang yang diinginkan dan keluhan tentang beberapa produk *food* seperti mie dan tepung terigu yang terkontaminasi bau dari produk *non food* seperti rinso. Oleh karena itu, dibutuhkan rekomendasi penyusunan tata letak barang yang lebih baik dengan memperhatikan pola pembelian yang terbentuk oleh konsumen saat berbelanja. Karena tata letak barang yang baik akan mempermudah konsumen dalam pencarian barang yang akan dibeli juga dapat menimbulkan efek *impulse buying* atau pembelian tak terencana dalam berbelanja. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan rekomendasi tata letak barang berdasarkan hasil *rules* yang terbentuk. Metode yang digunakan yaitu *association rule* dengan memanfaatkan algoritma *apriori* dan algoritma *ECLAT (Equivalence Class Transformation)* untuk mengetahui perbandingan hasil *rules* dari kedua algoritma. Penting untuk mengetahui hal tersebut karena terdapat perbedaan format data pada kedua Algoritma ini, sehingga dapat diketahui lebih efisien menggunakan format data horizontal atau vertikal. Berdasarkan *rules* yang terbentuk penelitian ini menghasilkan 10 produk *food* yang disarankan diletakkan berdampingan terutama produk Minyak Curah 1L, TELUR 1/2kg dan Tepung Terigu Biasa 1kg karena memiliki nilai kepastian sebesar 97%. Pada produk *non food* terdapat 9 produk yang disarankan diletakkan berdampingan terutama Sabun Mandi Fres Grape & Lychee, Fres Apple & Kiwi dan Fres Orange & Mango, Daia Powder Violet Bag, Pepsodent Action 123 Herbal dan Mama Lemon 55ml karena memiliki nilai kepastian sebesar 93%. Hasil dari pembentukan *rules* dapat dijadikan acuan untuk penyusunan tata letak barang pada minimarket Vhe Pagaralam.

Kata Kunci: *Minimarket, Tata Letak Barang, Apriori, ECLAT.*

Implementation of apriori and eclat (*equivalence class transformation*) algorithms on sales transaction data

Abstract

Vhe Pagaralam Minimarket is an individual owned minimarket that is managed privately and is engaged in food retail business activities and various kinds of daily needs. However, in several cases consumers complained about difficulties in finding the desired goods and complaints about several food products such as noodles and wheat flour which were contaminated with odors from non-food products such as rinso. Therefore, recommendations for better layout of goods are needed by taking into account the purchasing patterns formed by consumers when shopping. Because a good layout of goods will make it easier for consumers to find items to buy, it can also cause an impulse buying effect or unplanned purchases in shopping. This study aims to provide recommendations for the layout of goods based on the results of the rules that are formed. The method used is the association rule by utilizing the a priori algorithm and the ECLAT (Equivalence Class Transformation) algorithm to find out the comparison

of the results of the rules of the two algorithms. It is important to know this because there are differences in data formats in these two algorithms, so it can be seen that it is more efficient to use horizontal or vertical data formats. Based on the rules formed, this study resulted in 10 food products that were suggested to be placed side by side, especially 1L Bulk Oil, 1/2kg EGG and 1kg Ordinary Wheat Flour because they have a certainty value of 97%. For non-food products, there are 9 products that are recommended to be placed side by side, especially Fresh Grape & Lychee Bath Soap, Fresh Apple & Kiwi and Fresh Orange & Mango, Daia Powder Violet Bag, Pepsodent Action 123 Herbal and Mama Lemon 55ml because it has a certainty value of 93%. The results of establishing the rules can be used as a reference for preparing the layout of goods at the Vhe Pagaram minimarket.

Keywords: Minimarket, Goods Layout, Apriori, ECLAT.

1. PENDAHULUAN

Era modernisasi membuat manusia berlomba-lomba menciptakan sebuah teknologi guna mempermudah setiap aktivitas kesehariannya[1] seperti halnya pada Minimarket Vhe Pagaram yang telah memiliki fasilitas yang cukup lengkap dan telah menggunakan mesin kasir sebagai alat bantu rekam penjualan sehingga data transaksi penjualan disimpan kedalam sebuah database komputer. Minimarket Vhe Pagaram merupakan minimarket milik perorangan yang dikelola secara pribadi yang berdiri sejak tahun 2019 dan menjual berbagai produk makanan (*food*) dan berbagai kebutuhan sehari-hari (*non food*). Namun dalam beberapa kasus konsumen mengeluhkan tentang kesulitan dalam pencarian barang yang diinginkan karena belum terorganisirnya tata letak barang sehingga terkesan berantakan, selain itu terdapat beberapa keluhan dari konsumen tentang produk *food* seperti mie, tepung dan bihun terkontaminasi bau dari produk *non food* seperti shampoo dan sabun cair. Oleh karena itu, dibutuhkan rekomendasi penyusunan tata letak barang yang lebih baik dengan memperhatikan pola pembelian yang terbentuk oleh konsumen saat berbelanja. Karena tata letak barang yang baik akan mempermudah konsumen dalam pencarian barang yang akan dibeli[2]. Salah satu bidang ilmu yang dapat digunakan untuk mencari hubungan, kecenderungan ataupun sebuah pola penting pada sebuah data yang besar sering disebut data mining [3]. Data Mining adalah sebuah dasar dan langkah penting dalam menemukan pengetahuan baru pada sebuah basis data sehingga menghasilkan informasi yang sangat berharga [4]

Association atau sering disebut dengan analisis keranjang belanja (*Market Basket Analysis*) adalah salah satu teknik dalam data mining yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antar produk dalam keranjang belanja untuk memahami kebiasaan konsumsi dari konsumen sehingga dapat mengembangkan strategi penjualan, pemasaran produk maupun pengaturan tata letak barang melalui proses menemukan aturan asosiasi dalam sebuah database [5]. *Association* memiliki beberapa algoritma yang dapat digunakan dalam melakukan proses *data mining* diantaranya adalah Algoritma *Apriori* dan Algoritma *ECLAT* (*Equivalence Class Transformation*). Algoritma *apriori* dapat membantu untuk menemukan kombinasi produk dengan tepat, sehingga dari kombinasi pembelian yang terbentuk dapat membantu pemilik usaha dalam membentuk *layouting* produk [6]. Algoritma *Equivalence Class Transformation* (*ECLAT*) merupakan algoritma yang sangat sederhana dan bekerja pada data berbentuk vertikal untuk menemukan item-item yang paling sering muncul [7].

Proses *data mining* akan berlangsung lama jika menggunakan algoritma yang kurang tepat [8]. Maka dari itu, perlu untuk mengetahui perbandingan algoritma dalam pembentukan suatu aturan asosiasi karena terdapat perbedaan format data pada kedua algoritma ini, sehingga dapat diketahui lebih efisien menggunakan format data horizontal atau vertikal. Untuk melihat hasil perbandingan dari kedua algoritma yaitu dengan melihat hasil rule yang terbentuk dan waktu eksekusi untuk menemukan *frequent itemset* [9]. Penelitian ini menggunakan algoritma *Apriori* dan algoritma *ECLAT* untuk menemukan aturan asosiasi pada data transaksi penjualan di minimarket Vhe Pagaram untuk rekomendasi penyusunan tata letak barang dan mengetahui perbandingan hasil *rules* dari algoritma *apriori* dan algoritma *ECLAT*. Tata letak barang akan dibagi menjadi 2 yaitu tata letak barang *food* dan *non food* agar penempatan barang lebih terorganisir sesuai barang yang ada pada minimarket Vhe Pagaram dan mencegah terjadinya keluhan barang *food* terkontaminasi oleh barang *non food*. Alat bantu pengolahan menggunakan RStudio 4.2.1.

2. METODE PENELITIAN

Metodologi dalam pembentukan *association rule* ada 2, yaitu [10]:

1. Analisis frekuensi tinggi, tahap ini melakukan iterasi dengan mencari kombinasi yang memenuhi *minimum support* yang telah ditentukan. Nilai *support* sebuah item diperoleh dengan rumus berikut.

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi } A}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad \text{Pers... (1)}$$

Sedangkan untuk nilai *support* dari 2 item menggunakan rumus :

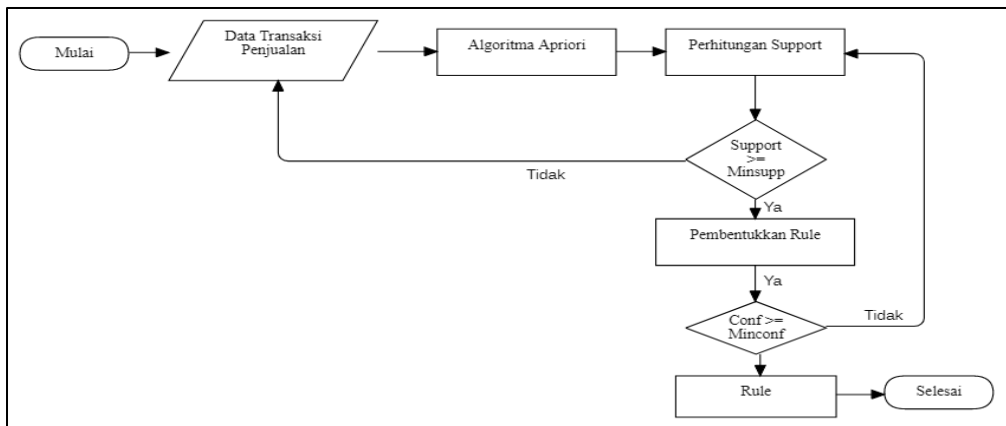
$$\text{Support}(A, B) = \frac{\text{Jumlah transaksi } A \text{ dan } B}{\text{Total transaksi}} \times 100\% \quad \text{Pers... (2)}$$

2. Pembentukan aturan asosiasi, tahap ini dilakukan setelah semua iterasi telah selesai. Pembentukan aturan asosiasi dapat dibentuk apabila kombinasi yang telah terbentuk memenuhi *minimum confidence* yang telah ditentukan dengan bentuk "jika...maka...". Nilai *confidence* ini didapat dari rumus:

$$Conf(A, B) = \frac{Jumlah\ transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi\ mengandung\ A} \times 100\% \quad Pers... (3)$$

Algoritma Apriori

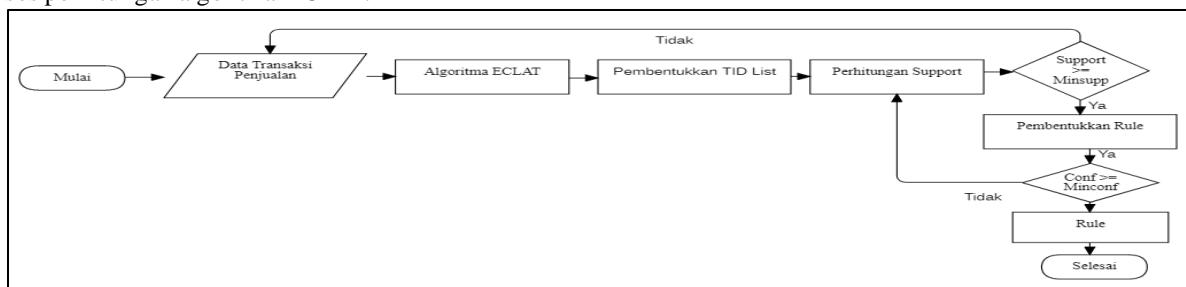
Algoritma *apriori* merupakan algoritma yang paling terkenal untuk mencari aturan atau pola kemunculan yang digunakan untuk menemukan pola pembelian oleh konsumen[11]. Diberikan diagram alir pada gambar 1 agar lebih memahami bagaimana alur proses perhitungan algoritma Apriori.



Gambar 1. Diagram alir Algoritma Apriori

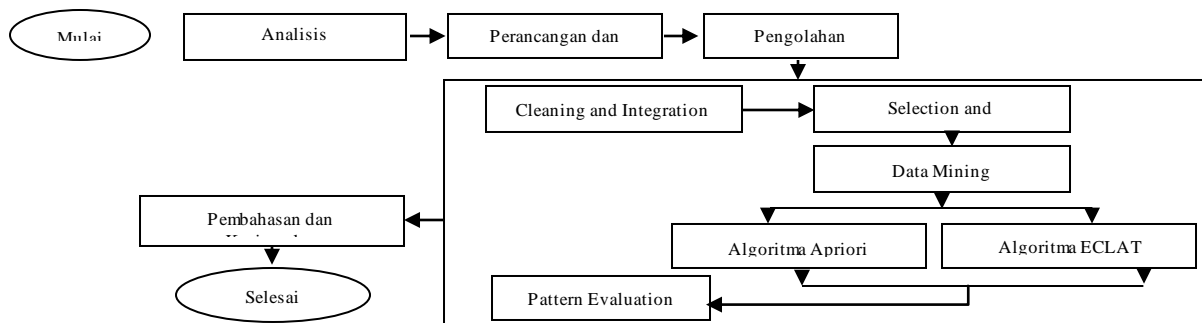
Algoritma ECLAT (Equivalence Class Transformation)

ECLAT merupakan algoritma yang bekerja dengan mengelompokkan *item-item* yang sama kedalam sebuah kelas (*Equivalence class*) berdasarkan kriteria tertentu [12]. ECLAT bekerja dengan mencari pola perilaku yang sama dan sebuah kejadian yang sering terjadi bersamaan dalam sebuah keranjang belanja. Algoritma ECLAT mengelompokkan kandidatnya menggunakan pencarian mendalam (*depth first search*) dengan menggunakan perpotongan *Transaction Id List* (TID-List) sehingga tidak harus menghitung *support* seluruh *itemset* satu persatu[13]. Diberikan diagram alir pada gambar 2 agar lebih memahami bagaimana alur proses perhitungan algoritma ECLAT.



Gambar 2. Diagram alir Algoritma ECLAT

Metode penelitian dibagi menjadi beberapa tahap untuk menggambarkan alur dari proses penelitian yang akan dilakukan sekaligus menggambarkan penelitian secara keseluruhan. tahapan penelitian akan di ilustrasikan melalui diagram alir yang dapat di lihat pada gambar 3.



Gambar 3. Tahapan Penelitian

2.1 Tahap I Analisis dan Pendahuluan

Analisis dan pendahuluan dilakukan untuk mengetahui informasi tentang apa saja yang menjadi dasar permasalahan pada sebuah objek penelitian kemudian dicari solusi dari permasalahan tersebut. Solusi tersebut yang akan dijadikan tujuan akhir dari penelitian ini. Pada tahap ini dilakukan wawancara, observasi dan studi pustaka. Wawancara dilakukan secara langsung ke pihak minimarket Vhe Pagaralam untuk mengetahui kondisi objek yang berkaitan dengan penggunaan data transaksi penjualan serta permasalahan yang ada disana. Observasi dilakukan untuk membuktikan apakah hasil dari wawancara tersebut benar terjadi atau tidak. Sedangkan studi pustaka dilakukan untuk mencari referensi atau sumber seperti jurnal ilmiah, buku maupun artikel yang mendukung.

2.2 Tahap II Perancangan dan Pengumpulan Data

Pada tahap ini, dilakukan penentuan jenis data dan sumber data yang dibutuhkan. Jenis data yang digunakan yaitu data sekunder karena data tersebut berasal dari gudang data minimarket Vhe Pagaralam.

2.3 Tahap III Pengolahan Data

Pada tahap ini, data yang telah dikumpulkan kemudian diolah menggunakan data mining berdasarkan tahapan dalam *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yaitu [14]:

1. *Cleaning and Integration*

Pembersihan dilakukan terhadap data transaksi penjualan yang meliputi pembuangan data duplikat, data hilang dan perbaikan data seperti salah ketik untuk meminimalisir terjadinya error saat penambangan data.

2. *Selection and Transformation*

Pada tahap ini akan dilakukan pemilihan data target diantara banyaknya data, maksudnya tidak seluruh dataset yang ada akan digunakan, hanya dipilih sesuai dengan kebutuhan pengolahan. Transformasi akan dilakukan dengan mengubah data sesuai dengan teknik, metode dan tools yang akan digunakan dalam pengolahan.

3. *Data mining*

Tahap ini merupakan tahap implementasi dari teknik maupun algoritma yang akan digunakan. Pada tahap ini akan dilakukan pembentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma *apriori* dan algoritma *ECLAT*. Setelah aturan asosiasi didapatkan, kemudian kombinasi *item* yang memiliki *confidence* tertinggi dengan aturan yang kuat akan dijadikan acuan dalam rekomendasi tata letak barang di minimarket Vhe Pagaralam.

4. *Pattern Evaluation*

Pada tahap ini akan dilakukan pemeriksaan aturan yang telah ditemukan menggunakan nilai *lift ratio* untuk mengukur aturan *misleading*/menyesatkan. Evaluasi pola dilakukan untuk mengetahui apakah *rules* yang terbentuk kuat atau tidak.

2.4 Tahap IV Pembahasan dan Kesimpulan

Pada tahap ini akan dijelaskan hasil dari serangkaian proses pengolahan yang telah dilakukan. Mulai dari pembentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma *apriori*, pembentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma *ECLAT* hingga hasil akhir rekomendasi tata letak barang dan perbandingan *rules* yang dihasilkan kedua algoritma tersebut. Tahap ini juga berisi kesimpulan yang dituliskan pada bagian akhir menjelaskan tentang keseluruhan atau inti dari penelitian. Kesimpulan akan berisi jawaban dari rumusan masalah dan merangkum hasil dari penelitian yang telah dilakukan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan pengolahan data mining menggunakan algoritma *apriori* dan algoritma *ECLAT* merupakan bagian utama yang disajikan sebagai hasil dalam penelitian ini. Penelitian ini menggunakan data transaksi penjualan minimarket Vhe Pagaralam tahun 2019-2021 yang didapatkan dari *database* mesin kasir minimarket. Data berjumlah 11.222 transaksi dengan 6.027 transaksi produk *food* dan 5.195 transaksi produk *non food*. Pengolahan data mining dilakukan dengan mengikuti tahapan dalam *Knowledge Discovery in Database (KDD)* yang meliputi *cleaning and integration*, *selection and transformation*, *data mining*, hingga *pattern evaluation*.

3.1 *Cleaning and Integration*

Data transaksi penjualan minimarket Vhe Pagaralam Tahun 2019-2021 berjumlah 11.222 transaksi yang terdiri dari 6.027 transaksi produk *food* dan 5.195 transaksi produk *non food*. Setelah dilakukan pemeriksaan tidak terdapat data duplikat maupun data yang hilang, hal ini dapat terjadi karena *inputan* dilakukan menggunakan scan *barcode* barang sehingga kemungkinan duplikat data tidak terjadi.

Tabel 1. Data Transaksi Penjualan

No Transaksi	Tanggal	Jam	Kode Barang	Nama Barang	Jumlah
A01	23/11/2019	08:04:00	0917006	GARAM KASAR	1PCS
A01	23/11/2019	08:04:00	0703853	TEPUNG TERIGU BIASA 1KG	2PCS

A01	23/11/2019	08:04:00	1203012	SARDINES BANTAN/YAMATO 155GS	1PCS
A01	23/11/2019	08:04:00	9022201	ROYCO FDS CHICKEN MULTIPACK	1PCS
A01	23/11/2019	08:04:00	1008226	KOBE MIE BONCABE RAMEN PEDASLV3	1PCS
A01	23/11/2019	08:04:00	0605081	LE MINERALE BTLI.500ML	1RCC

3.2 Selection and Transformation

Berdasarkan data transaksi penjualan terdapat 6 atribut yaitu no transaksi, tanggal, jam, kode barang, nama barang .

Tabel 1. Keterangan Atribut

No	Nama Atribut	Tipe Data	Keterangan
1	NoTransaksi	CHAR	Nomor transaksi
2	Tanggal	POSTIXct	Tanggal saat transaksi dilakukan
3	Jam	POSTIXct	Jam saat transaksi di lakukan
4	KodeBarang	NUM (Primary Key)	Kode khusus yang ada pada setiap barang
5	NamaBarang	CHAR	Nama barang yang dibeli
6	Jumlah	CHAR	Jumlah barang yang dibeli

Proses *selection* data dilakukan dengan membuang atribut yang tidak diperlukan karena dianggap tidak mempengaruhi pembentukan aturan asosiasi. Dari 6 atribut di atas, hanya atribut transaksi dan nama barang yang akan digunakan dalam penelitian ini. Atribut transaksi sebagai penanda pertransaksi yang dilakukan sedangkan atribut nama barang sebagai keterangan barang yang berada dalam kegiatan transaksi. Data kemudian di transformasikan kedalam bentuk yang sesuai untuk dapat di proses pada data mining menggunakan algoritma *apriori* dan algoritma ECLAT namun tidak merubah makna dari data tersebut. Dalam hal ini untuk pengolahan manual menggunakan algoritma *apriori* data transaksi akan diubah kedalam bentuk tabular menjadi binomial 0 dan 1. Setiap angka 1 mewakili barang terbeli dan 0 mewakili barang tidak dibeli. Sedangkan untuk pengolahan menggunakan algoritma ECLAT data akan diubah ke bentuk TID List.

```

1 #baca dataset (import)
2 library(readxl)
3 dataset <- read_excel(file.choose())
4
5 #untuk melihat stuktur dataset
6 str(dataset)
7
8 #hapus variabel yang tidak diperlukan
9 dataset$Tanggal <- NULL
10 dataset$Jam <- NULL
11 dataset$KodeBarang <- NULL
12 dataset$Jumlah <- NULL
13
14 #convert format data menjadi factor atau data factor(df)
15 dataset$NamaBarang <- as.factor(dataset$NamaBarang)
16 str(dataset)
17 View(dataset)
18
19 #aktifkan library plyr untuk memisahkan, mengaplikasikan dan menggabungkan data
20 library(plyr)
21 itemlist <- ddply(
22   .data = dataset,
23   c("NoTransaksi"),
24   .fun = function(df){
25     paste(df$NamaBarang, collapse = ",") }
26 View(itemlist)
27
28 #hapus variabel yang tidak diperlukan
29 itemlist$NoTransaksi <- NULL
30
31 #ubah nama vl menjadi Itemset
32 colnames(itemlist) <- c("Itemset")
33 View(itemlist)
34
35 #simpan data baru yang dihasilkan dalam format csv (data hanya tersimpan di rstudio)
36 write.csv(
37   itemlist,
38   "food.csv",
39   quote = FALSE,
40   row.names = TRUE)

```

Gambar 2. Proses KDD menggunakan RStudio

3.3 Data Mining

Pada penelitian ini *minimum support* yang digunakan adalah sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 70%. Untuk menemukan kombinasi antar item maka dilakukan pembentukan itemset atau dapat disebut iterasi. Iterasi akan dilakukan secara terpisah antara produk *food* dan *non food*.

1. Algoritma Apriori

Setelah data siap, dilakukan pembentukan aturan asosiasi menggunakan algoritma *apriori* dan algoritma ECLAT

```

44 #masukkan library arules (package khusus association)
45 library(arules)
46
47 #convert csv ke dalam format basket (untuk asosiasi)
48 mba = read.transactions(
49   file = "food.csv",
50   rm.duplicates = FALSE, format = c("basket", "single"),
51   sep = ",",
52   cols = 1,
53 );
54
55 #buang atau perbaiki quote dari transaksi
56 mba$itemInfo$labels <- gsub("\"", "", mba$itemInfo$labels)
57
58 #jalankan apriori
59 rule <- apriori(mba, parameter = list(
60   minlen = 2,
61   support = 0.05,
62   conf = 0.7,
63   target = "rules"))
64
65 #periksa rule
66 inspect(rule)
    
```

Gambar 3. Pembentukan aturan asosiasi algoritma apriori menggunakan RStudio

Library (arules) merupakan *package* khusus yang digunakan untuk *association rule*. Data baru yang telah tersimpan di dalam RStudio kemudian di *convert* dalam format *basket* menggunakan perintah `read.transaction` agar dapat digunakan untuk asosiasi. Jalankan algoritma *apriori* menggunakan perintah `<- apriori` kemudian tentukan parameternya, seperti *minimal length*, *support* dan *confidence*. Untuk memeriksa hasil *rules* yang terbentuk gunakan perintah `inspect`.

Tabel 2. Hasil aturan asosiasi produk food menggunakan algoritma apriori

Aturan Asosiasi			
No	Rule	Supp	Conf
1	Jika membeli Indofood Kecap Manis Reff 60Ml maka akan membeli Garam Kasar	6%	85%
2	Jika membeli Minyak Curah 1L dan Telur ½ Kg maka akan membeli Tepung Terigu Biasa 1 Kg	5%	97%
3	Jika membeli Telur ½ Kg dan Tepung Terigu Biasa 1 Kg maka akan membeli Minyak Curah 1L	5%	81%
4	Jika membeli Garam Kasar dan Minyak Curah 1L maka akan Tepung Terigu Biasa 1 Kg	5%	91%

Pengolahan menggunakan algoritma *apriori* dengan nilai *minimum support* 5% dan *confidence* 70% menghasilkan 7 *rules*. Nilai *confidence* tertinggi sebesar 97% terhadap *rules* nomor 4 yaitu antara Minyak Curah 1L dan Telur ½ Kg dan Tepung Terigu Biasa 1 Kg

Tabel 3. Hasil aturan asosiasi produk non food menggunakan algoritma apriori

Aturan Asosiasi			
No	Rule	Supp	Conf
1	Jika membeli Fres Grape & Lychee maka akan membeli Fres Apple & Kiwi	6%	84%
2	Jika membeli Fres Apple & Kiwi maka akan membeli Fres Apple & Kiwi	6%	83%
3	Jika membeli Fres Apple & Kiwi dan Fres Grape & Lychee maka akan membeli Fres Orange & Mango	5%	86%
4	Jika membeli Fres Grape & Lychee dan Fres Orange & Mango maka akan Fres Apple & Kiwi	5%	94%
5	Jika membeli Fres Apple & Kiwi dan Fres Orange & Mango maka akan membeli Fres Grape & Lychee	5%	92%
6	Jika membeli Daia Powder Violet Bag 800GR dan Pepsodent PG Action 123 Herbal maka akan membeli Mama Lemon Jeruk Lemon 55Ml	5%	93%
7	Jika membeli Mama Lemon Jeruk Lemon 55Ml dan Pepsodent PG Action 123 Herbal maka akan membeli Daia Powder Violet Bag 800GR	5%	86%

Pengolahan menggunakan algoritma *apriori* dengan nilai *minimum support* 5% dan *confidence* 70% menghasilkan 7 *rules*. Nilai *confidence* tertinggi sebesar 94% terhadap *rules* nomor 4 yaitu antara Fres Grape & Lychee, Fres Orange & Mango dan Fres Apple & Kiwi

2. Algoritma ECLAT

Setelah menemukan aturan asosiasi menggunakan algoritma *apriori*, selanjutnya menemukan aturan asosiasi menggunakan algoritma ECLAT.

```

44 #masukkan library arules (package khusus association)
45 library(arules)
46
47 #convert csv ke dalam format basket (untuk asosiasi)
48 mba = read.transactions(
49   file = "food.csv",
50   rm.duplicates = FALSE, format = c("basket", "single"),
51   sep = ",",
52   cols = 1,
53 );
54
55 #buang atau perbaiki quote dari transaksi
56 mba$itemInfo$labels <- gsub("\"", "", mba$itemInfo$labels)
    
```

```

68 #Jalankan eclat
69 rule <- eclat(mba,parameter = list(
70   minlen = 2,
71   support = 0.5
72 ))
73
74 #periksa rule
75 inspect(rule)
    
```

Gambar 3. Pembentukan aturan asosiasi algoritma ECLAT menggunakan RStudio

Jalankan algoritma ECLAT menggunakan perintah <- eclat kemudian tentukan parameternya, seperti *minimal length*, *support* dan *confidence*. Pada algoritma ECLAT tidak ada parameter untuk *confidence* karena tolak ukur ECLAT hanya pada *support* sebagai *confidencenya*. Untuk memeriksa hasil *rules* yang terbentuk gunakan perintah *inspect*.

Tabel 4. Hasil aturan asosiasi produk food menggunakan algoritma ECLAT

Aturan Asosiasi		
No	Rule	Supp
1	Jika membeli Garam Kasar maka akan membeli Indofood Kecap Manis Reff 60 MI	6%
2	Jika membeli Kkm Bendera Creamer Sch 39grx6s maka akan membeli Royco Fds Chicken Multipack	5%
3	Jika membeli Telur 1/2KG maka akan membeli Tepung Terigu Biasa 1kg	6%
4	Jika membeli Minyak Curah 1l maka akan membeli Telur 1/2kg	5%
5	Jika membeli Garam Kasar maka akan membeli Minyak Curah 1l	5%
6	Jika membeli Garam Kasar maka akan membeli Tepung Terigu Biasa 1kg	7%
7	Jika membeli Minyak Curah 1l maka akan membeli Tepung Terigu Biasa 1kg	10%
8	Jika membeli Indomie Goreng 80g maka akan membeli Indomie Soto Spesial 75g	5%
9	Jika membeli Gula Pasir 1kg maka akan membeli Tepung Terigu Biasa 1kg	6%
10	Jika membeli Minyak Curah 1l dan Telur 1/2kg maka akan membeli Tepung Terigu Biasa 1kg	5%
11	Jika membeli Garam Kasar dan Minyak Curah 1l maka akan membeli Tepung Terigu Biasa 1kg	5%

Pengolahan menggunakan algoritma ECLAT dengan nilai *minimum support* yang sama menghasilkan 11 *rules*. Nilai *support* tertinggi sebesar 10% terhadap *rules* nomor 9 yaitu antara Minyak Curah 1l dan Tepung Terigu Biasa 1kg.

Tabel 5. Hasil aturan asosiasi produk non food menggunakan algoritma ECLAT

Aturan Asosiasi		
No	Rule	Supp
1	Jika membeli So Klin Liquid White Bright 22ml maka akan membeli Zinc Shampoo Refreshing Cool Sct 10ml	5%
2	Jika membeli Lifebuoy Bw Lemon Fresh maka akan membeli Mama Lemon Jeruk Lemon 55ml	5%
3	Jika membeli Fres Apple & Kiwi maka akan membeli Fres Grape & Lychee	6%
4	Jika membeli Fres Grape & Lychee maka akan membeli Fres Orange & Mango	5%
5	Jika membeli Fres Apple & Kiwi maka akan membeli Orange & Mango	5%
6	Jika membeli Daia Powder Violet Bag 800gr maka akan membeli Pepsodent Pg Action 123 Herbal	5%
7	Jika membeli Mama Lemon Jeruk Lemon 55ml maka akan membeli Pepsodent Pg Action 123 Herbal	6%
8	Jika membeli Daia Powder Violet Bag 800gr maka akan membeli Mama Lemon Jeruk Lemon 55ml	9%
9	Jika membeli Fres Apple & Kiwi dan Fres Grape & Lychee maka akan membeli Fres Orange & Mango	5%
10	Jika membeli Daia Powder Violet Bag 800gr dan Mama Lemon Jeruk Lemon 55ml maka akan membeli Pepsodent Pg Action 123 Herbal	5%

Pengolahan menggunakan algoritma ECLAT dengan nilai *minimum support* yang sama menghasilkan 10 *rules*. Nilai *support* tertinggi sebesar 9% terhadap *rules* nomor 8 yaitu antara Daia Powder Violet Bag 800gr dan Mama Lemon Jeruk Lemon 55ml.

3.4 Pattern Evaluation

Pada tahap ini evaluasi pola dilakukan dengan mengukur nilai *lift ratio*. *Lift ratio* merupakan sebuah ukuran untuk mengetahui kekuatan aturan asosiasi yang telah terbentuk dari nilai *support* dan *confidence* yang biasanya digunakan sebagai penentu apakah aturan asosiasi kuat atau tidak kuat [15]. Aturan yang akan di ukur adalah aturan yang terbentuk menggunakan algoritma apriori karena pada algoritma ECLAT tidak terdapat nilai *confidence*. *Lift ratio* didapatkan menggunakan rumus :

$$Lift\ Ratio\ (AUB) = \frac{Confidence\ (A,B)}{Benchmark\ Confidende\ (A,B)}$$

$$\text{Benchmark Confidence} = \frac{\text{Jumlah transaksi item yang menjadi consequent}}{\text{Jumlah transaksi}}$$

Aturan dalam lift ratio:

1. Jika lift ratio > 1,0 menyatakan antisedent dan consequent muncul lebih sering dari yang diharapkan, kemunculan rules antisedent memiliki efek positif terhadap kemunculan consequent.
2. Jika lift ratio < 1,0 menyatakan antisedent dan consequent muncul lebih jarang dari yang diharapkan, kemunculan rules antisedent memiliki efek negatif terhadap kemunculan consequent.
3. Jika lift ratio = 1,0 menyatakan antisedent dan consequent muncul hampir selalu bersamaan seperti yang diharapkan, kemunculan rules antisedent hampir tidak memiliki pengaruh terhadap kemunculan consequent.

lhs	rhs	lift
[1] {INDOFOOD KECAP MANIS REF 60ML}	=> {GARAM KASAR}	5.606815
[2] {TELUR 1/2KG}	=> {TEPUNG TERIGU BIASA 1KG}	3.700088
[3] {MINYAK CURAH 1L}	=> {TEPUNG TERIGU BIASA 1KG}	3.775065
[4] {MINYAK CURAH 1L, TELUR 1/2KG}	=> {TEPUNG TERIGU BIASA 1KG}	4.788790
[5] {TELUR 1/2KG, TEPUNG TERIGU BIASA 1KG}	=> {MINYAK CURAH 1L}	6.200864
[6] {GARAM KASAR, MINYAK CURAH 1L}	=> {TEPUNG TERIGU BIASA 1KG}	4.478002
[7] {GARAM KASAR, TEPUNG TERIGU BIASA 1KG}	=> {MINYAK CURAH 1L}	5.524914

Gambar 4. Hasil pengujian lift ratio produk food

Dari hasil diatas dapat disimpulkan bahwa 7 rules yang didapatkan dari proses perhitungan algoritma memiliki lift ratio > 1.0 yang artinya aturan tersebut sudah kuat. Rules dengan confidence tertinggi 97% yaitu Minyak Curah 1l, Telur ½ Kg Dan Tepung Terigu Biasa 1kg mendapatkan lift ratio sebesar 4,7.

lhs	rhs
[1] {SO KLIN LIQUID WHITE BRIGHT 22ML}	=> {ZINC SHAMPOO REFRESHING COOL SCT 10ML}
[2] {FRES GRAPE & LYCHEE}	=> {FRES APPLE & KIWI}
[3] {FRES APPLE & KIWI}	=> {FRES GRAPE & LYCHEE}
[4] {FRES GRAPE & LYCHEE}	=> {FRES ORANGE & MANGO}
[5] {FRES ORANGE & MANGO}	=> {FRES GRAPE & LYCHEE}
[6] {FRES APPLE & KIWI}	=> {FRES ORANGE & MANGO}
[7] {FRES ORANGE & MANGO}	=> {FRES APPLE & KIWI}
[8] {PEPSODENT PG ACTION 123 HERBAL}	=> {MAMA LEMON JERUK LEMON 55ML}
[9] {DAIA POWDER VIOLET BAG 800GR}	=> {MAMA LEMON JERUK LEMON 55ML}
[10] {FRES APPLE & KIWI, FRES GRAPE & LYCHEE}	=> {FRES ORANGE & MANGO}
[11] {FRES GRAPE & LYCHEE, FRES ORANGE & MANGO}	=> {FRES APPLE & KIWI}
[12] {FRES APPLE & KIWI, FRES ORANGE & MANGO}	=> {FRES GRAPE & LYCHEE}
[13] {DAIA POWDER VIOLET BAG 800GR, PEPSODENT PG ACTION 123 HERBAL}	=> {MAMA LEMON JERUK LEMON 55ML}
[14] {MAMA LEMON JERUK LEMON 55ML, PEPSODENT PG ACTION 123 HERBAL}	=> {DAIA POWDER VIOLET BAG 800GR}

Gambar 5. Hasil pengujian lift ratio produk non food

Dari hasil diatas dapat disimpulkan bahwa 14 rules yang didapatkan dari proses perhitungan algoritma memiliki lift ratio > 1.0 yang artinya aturan tersebut sudah kuat. Rules dengan confidence tertinggi 94% yaitu Fress Grape & Lychee, Fress Orange & Mango, Dan Fress Apple & Kiwi mendapatkan lift ratio sebesar 12,7.

3.5 Perbandingan hasil implementasi algoritma apriori dan algoritma ECLAT

Rules yang dihasilkan algoritma apriori lebih sedikit daripada algoritma ECLAT, karena algoritma apriori membatasi rules dengan confidence sehingga menyebabkan rules yang tidak memenuhi minimum confidence tidak akan terbentuk. Sedangkan pada algoritma ECLAT tidak memiliki nilai confidence, sehingga aturan yang terbentuk lebih banyak karena hanya mengandalkan minimum support dan count. Melalui count kita bisa melihat seberapa banyak transaksi tersebut terjadi.

Pencarian rules menggunakan algoritma ECLAT lebih cepat daripada algoritma apriori karena setelah melakukan pembentukan TID List, iterasi yang dilakukan langsung menggabungkan kombinasi 2 itemset (merging) dan data duplikasi tidak dihitung sehingga lebih menghemat waktu. Dalam penelitian ini apriori membutuhkan waktu 0,01s, sedangkan ECLAT membutuhkan waktu 0,00s untuk pembentukan aturan asosiasi.

Algoritma ECLAT memang bekerja lebih cepat dibandingkan algoritma apriori, namun rules yang dihasilkan algoritma apriori dapat di validasi dengan menggunakan lift ratio karena memiliki nilai confidence, sedangkan rules yang dihasilkan algoritma ECLAT tidak memiliki nilai confidence sehingga kekuatan rules tidak dapat di ukur menggunakan lift ratio.

Tabel 6. Perbandingan hasil implementasi

Algoritma	Rules		Waktu
	Food	Non Food	
Apriori	4	7	1s
ECLAT	11	10	0s

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat diambil sebagai berikut :

1. Hasil pembentukan aturan asosiasi terhadap data transaksi penjualan pada minimarket Vhe Pagaram tahun 2019-2021 untuk produk *food* dengan *minimum support* sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 80% menghasilkan 4 *rules* algoritma *apriori* dan 10 *rules* algoritma *ECLAT*. Berdasarkan *rules* yang dihasilkan terdapat 10 produk *food* yang disarankan diletakkan berdampingan, yaitu : (a) Indofood Kecap Manis Reff 60 Ml; (b) Garam Kasar; (c) Minyak Curah 1L; (d) Terur 1/2kg; (e) Tepung Terigu Biasa 1kg; (f) Kkm Bendera Creamer Sch 39grx6s; (g) Royco Fds Chicken Multipack; (h) Indomie Goreng 80g; (i) Indomie Soto Spesial 75g; (j) Gula Pasir 1kg.
2. Produk *non food* dengan *minimum support* dan *minimum confidence* yang sama menghasilkan 7 *rules* algoritma *apriori* dan 11 *rules* algoritma *ECLAT*. Berdasarkan *rules* yang dihasilkan terdapat 9 produk *non food* yang disarankan diletakkan berdampingan, yaitu : (a) Fres Grape & Lychee; (b) Fres Apple & Kiwi; (c) Fres Orange & Mango; (d) Lifebuoy Bw Lemon Fresh; (e) Daia Powder Violet Bag 800gr; (f) Zinc Shampoo Refreshing Cool Sct 10ml; (g) Pepsodent Pg Action 123 Herbal; (h) Mama Lemon Jeruk Lemon 55ml; (i) So Klin Liquid White Bright 22ml.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Oktian Pemana and Sudin Saepudin, "Perbandingan algoritma k-nearest neighbor dan naïve bayes pada aplikasi shopee," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 25–32, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4474.
- [2] P. Iswandi, I. Permana, and F. N. Salisah, "Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Hypemart 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.
- [3] N. Hendrastuty, A. A. Aldino, F. H. A. Ferico, and O. Pasaribu, "PENERAPAN ALGORITMA ECLAT DAN APRIORI PADA DATA MINING UNTUK MARKET BASET ANALISIS," vol. 3, no. 2, 2022.
- [4] Rovidatul, Y. Yunus, and G. W. Nurcahyo, "Perbandingan algoritma c4.5 dan naïve bayes dalam prediksi kelulusan mahasiswa," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 193–199, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4755.
- [5] S. Sulastri, E. Zuliarso, and Y. Anis, "Implementasi Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Pada Ahass Akmal Jaya Purwodadi," *Dinamik*, vol. 22, no. 1, pp. 50–56, 2018, doi: 10.35315/dinamik.v22i1.7105.
- [6] R. S. Yudha, K. Auliasari, and R. P. Prasetya, "Penjualan Produk Bangunan," *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 154–161, 2020.
- [7] L. Lisnawita and M. Devega, "Analisis Perbandingan Algoritma Apriori Dan Algoritma Eclat Dalam Menentukan Pola Peminjaman Buku Di Perpustakaan Universitas Lancang Kuning," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 3, no. 2, p. 118, 2018, doi: 10.35314/isi.v3i2.753.
- [8] M. P. Mahardika, Y. H. Chrisnanto, and F. Renaldi, "Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma ECLAT dan Apriori Dalam Pembentukan Aturan Asosiasi Pada Pasar Pertanian Online," pp. 9–15, 2021.
- [9] S. Sudarsono, A. Wijaya, and A. Andri, "Perbandingan Algoritma Eclat Dan Fp-Growth Pada Penjualan Barang (Studi Kasus: Minimarket 212 Mart Veteran Utama)," *Bina Darma Conf. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 208–217, 2019, [Online]. Available: <https://conference.binadarma.ac.id/index.php/BDCCS/article/view/107>.
- [10] E. T. L. Kusriani, *Algoritma Data Mining*. Yogyakarta: Andi Offset, 2009.
- [11] E. Buulolo, *Data Mining Untuk Perguruan Tinggi*, Ed 1. Yogyakarta: Deepublish, 2020.
- [12] M. J. Zaki, S. Parthasarathy, M. Ogihara, and W. Li, "New Algorithms for Fast Discovery of Association Rules, 3rd Intl. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining," pp. 283–286, 1997.
- [13] N. Al Mufidah, I. F. Rozi, and Y. W. Syaifudin, "Analisa Frequent Patten Pada Data Penjualan Menggunakan Algoritma Eclat Untuk Menentukan Strategi Penjualan," *J. Inform. Polinema*, vol. 5, pp. 136–140, 2019.
- [14] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "Konsep dan Teknik Data Mining Data Preprocessing," *Buku*, 2021.
- [15] A. N. Rahmi and Y. A. Mikola, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Pembelian Pada Customer (Studi Kasus : Toko Baksoel Sembako)," *Inf. Syst. J.*, vol. 4, no. 1, pp. 14–19, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.amikom.ac.id/index.php/infos/article/view/561>.