PROSIDING Seminar Nasional SISFOTEK ISSN 2597-3584 (Media Online)
Sistem Informasi dan Teknologi
website : www.seminar.iaii.or.id | email : seminar@iaii.or.id

Implementasi Algoritma ECLAT dalam Menemukan Pola Asosiasi Antar Produk Pada Perusahaan Retail

I Made Dwi Putra Asana[1], Ni Komang Ayu Suandaniasih[2], I Made Oka Widyantara[3], Ketut Jaya Atmaja[4], I Putu Noven Hartawan[5]
[1,2,4,5]Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi dan Informasi, Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia
[3]Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Udayana
dwiputraasana@instiki.ac.id

Abstract

Toko XYZ, a retail company in Denpasar, faces challenges in managing its product stock due to the lack of utilization of consumer purchasing patterns in product placement and inventory management. As a result, products that are frequently bought together by customers often run out of stock, leading to potential sales declines. To address this issue, a purchasing pattern analysis was conducted using the association rules method with the ECLAT algorithm. The analysis was performed using Visual Studio Code with Python programming language to identify frequent 1-itemsets and frequent 2-itemsets, which represent products frequently purchased individually or in combination by customers. The analysis results show that lower minimum support values result in more frequent itemsets being identified while increasing the minimum confidence narrows the number of generated association rules. At a minimum support of 0.05, 2463 rules were identified, whereas at a minimum support of 0.20, the number of rules decreased to 117. Higher minimum confidence, set at 60%, produced more relevant and reliable rules, demonstrating the potential of the ECLAT algorithm in aiding inventory management and optimizing product placement at Toko XYZ.

Keywords: retail company, ECLAT algorithm, association rules, frequent itemset,

Abstrak

Toko XYZ, sebuah swalayan di Kota Denpasar, menghadapi tantangan dalam pengelolaan persediaan stok produk akibat kurangnya pemanfaatan pola belanja konsumen dalam penataan barang dan pengelolaan persediaan. Akibatnya, produk-produk yang sering dibeli bersamaan oleh konsumen kerap kosong di rak, yang mengakibatkan potensi penurunan penjualan. Untuk mengatasi permasalahan ini, dilakukan analisis pola pembelian dengan menerapkan metode association rules menggunakan algoritma ECLAT. Analisis ini dilakukan menggunakan perangkat lunak Visual Studio Code dengan bahasa pemrograman Python, untuk mengidentifikasi frequent 1-itemset dan frequent 2-itemset, yaitu produk yang sering dibeli secara individu maupun dalam kombinasi oleh pelanggan. Hasil analisis menunjukkan bahwa semakin rendah nilai minimum support, semakin banyak itemset yang diidentifikasi, sementara kenaikan minimum confidence mempersempit jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan. Pada minimum support sebesar 0,05 ditemukan 2463 aturan, sementara pada minimum support 0,20 jumlah aturan menurun menjadi 117. Penggunaan minimum confidence yang lebih tinggi, yakni 60%, menghasilkan aturan yang lebih relevan dan dapat diandalkan, menunjukkan potensi algoritma ECLAT dalam membantu pengelolaan persediaan dan optimalisasi tata letak produk di Toko XYZ.

Kata kunci: perusahaan retail, algoritma ECLAT, association rules,frequent itemset.

1. Pendahuluan

Perkembangan bisnis ritel telah meningkat pesat seiring dengan meningkatnya kebutuhan konsumen. Barry R. Berman dan Joel R. Evans mendefinisikan ritel sebagai aktivitas pemasaran produk kepada konsumen akhir untuk kebutuhan pribadi atau rumah tangga [1]. Pebisnis ritel, atau pengecer, menjual produk dalam jumlah kecil dengan tujuan memenuhi kebutuhan konsumen. Strategi yang digunakan untuk menarik konsumen salah satunya adalah melalui penataan produk yang menarik di display. Penataan produk ini bertujuan memudahkan konsumen melihat barang yang mereka butuhkan serta menarik minat mereka untuk membeli [2].

Saat ini, bisnis dan teknologi saling terkait, dan persaingan di dunia ritel semakin ketat karena strategi penjualan yang dikombinasikan dengan teknologi informasi. Salah satu terobosan penting adalah penerapan teknik data mining untuk mengoptimalkan bisnis. Data mining merupakan proses pengolahan data yang bertujuan mengekstrak informasi penting dari data [3]. Salah satu metode dalam data mining yang populer adalah association rule, yang digunakan untuk menemukan hubungan atau pola antara item dalam sebuah transaksi [4]. Beberapa algoritma yang umum digunakan dalam association rule adalah Apriori, FP-Growth, dan ECLAT. Di toko XYZ, algoritma ECLAT

diterapkan untuk menemukan pola asosiasi antar produk guna mengoptimalkan tata letak dan pengelolaan stok produk.

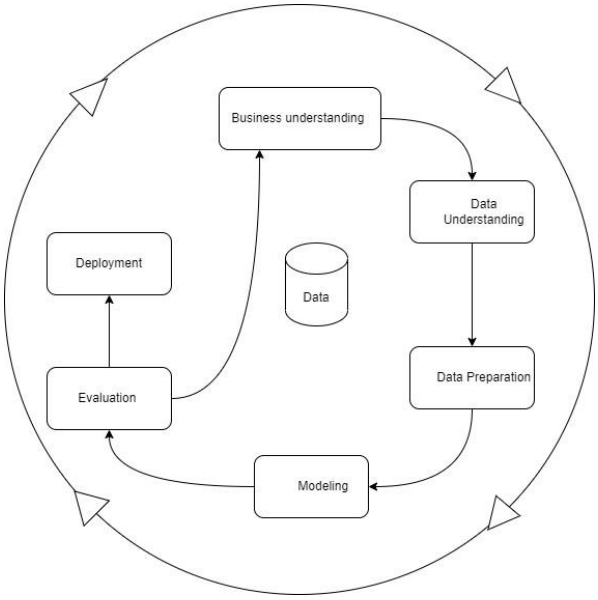
Toko XYZ, yang berlokasi di Denpasar, adalah toko swalayan yang menjual kebutuhan sehari-hari dan mencatatkan sekitar 1000 transaksi per hari. Meskipun telah menggunakan program komputer untuk pencatatan transaksi, pemilik toko belum menganalisis data tersebut untuk memahami pola kebiasaan belanja pelanggan. Mengetahui pola ini sangat penting dalam strategi penataan barang, karena tata letak yang baik dapat mendorong konsumen untuk membeli barang yang tidak direncanakan [5]. Misalnya, jika konsumen biasanya membeli roti dan selai secara bersamaan, menempatkan kedua produk ini berdekatan di rak toko akan memudahkan konsumen dan meningkatkan penjualan. Toko XYZ belum menerapkan strategi ini, sehingga sering terjadi kekosongan stok produk yang sering dibeli bersamaan. Untuk mengatasi masalah ini, analisis transaksi diperlukan untuk menemukan pola asosiasi antar produk menggunakan algoritma ECLAT. Penelitian serupa telah dilakukan di Aneka Sandang Collection, yang menggunakan algoritma ECLAT untuk mengidentifikasi barang-barang yang sering dibeli bersama, sehingga membantu pemilik toko dalam menata barang lebih efisien [7].

Algoritma ECLAT lebih cepat dibandingkan dengan Apriori karena menggunakan basis data vertikal, yang hanya membutuhkan satu kali pemindaian database [8]. Apabila data berbentuk horizontal, transformasi data diperlukan untuk mengubahnya menjadi format vertikal, sehingga setiap item dihubungkan langsung dengan daftar transaksi di mana item tersebut muncul. Keuntungan lain dari ECLAT adalah lebih sedikitnya aturan (rules) yang terbentuk, karena algoritma ini bekerja dengan support dan confidence yang lebih tinggi, menjadikannya lebih efisien dibandingkan algoritma FP-Growth yang menghasilkan lebih banyak aturan [10]. ECLAT adalah algoritma yang bekerja dengan pencarian berbasis depth-first pada basis data vertikal [11]. Algoritma ini sangat sesuai digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian di toko XYZ. Dengan analisis ini, toko dapat memahami kebiasaan belanja konsumen, menata produk secara lebih efektif, dan mengoptimalkan pengelolaan stok. Selain itu, informasi ini akan sangat membantu dalam menyesuaikan strategi penjualan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

Penelitian tentang pola asosiasi antar produk di toko ritel seperti XYZ memiliki peran penting dalam meningkatkan efisiensi operasional. Di tengah persaingan bisnis yang semakin ketat, penggunaan data dan teknologi sangat krusial untuk meningkatkan daya saing. Melalui analisis pola pembelian ini, toko XYZ dapat mengoptimalkan tata letak produk, meningkatkan kepuasan pelanggan, serta meningkatkan keuntungan toko secara keseluruhan.

2. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan yaitu CRISP-DM (Cross Industry Standar for Data Mining) dapat dilihat pada Gambar 1. Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) merupakan suatu metode data mining yang dikembangkan bersama dengan Daimler-Chrysler, SPSS, dan NCR yang dari namanya adalah sebuah metode netral dan dapat digunakan dalam segala lini bisnis dan berbagai tools. CRISP-DM adalah sebuah metodologi yang menggambarkan fase dari prosedur sebuah proyek, pekerjaan yang terkait dalam tiap fase dan penjabaran terkait hubungan antar pekerjaan tersebut serta memberikan sebuah gambaran siklus hidup (life-cycle) dari data mining bila dilihat sebagai model proses. Metode ini memberikan sebuah proses standar yang bersifat umum dala, startegi pemecahan masalah dalam bisnis atau penelitian dengan menggunakan data mining yang sesuai dan tepat [12]. Terdapat beberapa langkah dalam CRISP-DM yaitu business understanding, data understanding, data peparation, modeling, evaluation, dan deployment. Pada penelitian ini hanya menerapkan hingga langkah evaluation karena penelitian ini memiliki tujuan untuk mengetahui bagaimana pola asosiasi antar produk.



Gambar 1. Metode Cross Industry Standard Process Model for Data Mining

Data yang digunakan adalah data transaksi penjualan pada bulan februari 2022 dengan jumlah data yakni sekitar 200 ribu data transaksi penjualan Toko XYZ dengan 27 atribut data yang tersedia yakni Jenis_Trx, Tgl, ID_Trx, Items, Satuan, Kuantiti, Harga_Jual, Harga_Beli, Diskon, H_Diskon, Total_Harga, Operator, Kosong, Barcode, ID_customer, ID_Distributor, Produk_Out, Kosong, Kode_Sub_Kategori, Sub_Kategori, Kode_Kategori, Kategori, Kode_Departemen, Departemen, Customer, Kode_divisi, Divisi.

Pada tahapan pertama yaitu Business Understanding, dimana permasalahan yang diangkat pada penelitian ini terkait dengan permasalahan pengelolaan persediaan stok produk dalam mengetahui pola kebutuhan bisnis. Mengetahui pola belanja konsumen merupakan suatu hal yang paling penting dalam strategi tata letak barang. Strategi tata letak produk sangat mempengaruhi minat konsumen dalam berbelanja. Memahami suatu proses dan tujuan bisnis yang akan dikembangkan dalam penelitian guna menemukan pola asosiasi dan kendala yang ada pada Toko XYZ

Tahap kedua dalam penelitian ini adalah Data Understanding, dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data transaksi penjualan pada bulan februari 2022 dengan jumlah data yakni sekitar 200 ribu data transaksi Toko XYZ dengan 27 atribut data.

Tahap ketiga adalah Data Preparation, dimana tahap ini melibatkan persiapan data awal transaksi sebelum dilakukannya proses lebih lanjut. Data awal transaksi yang disimpan dengan format .csv nantinya akan di-import kedalam VSCode untuk memastikan ketersediaan dan kualitas data yang diperlukan untuk analisis pola asosiasi. Visual Studio Code atau VSCode merupakan aplikasi code editor untuk membantu proses pengembangan sebuah aplikasi ataupun mengedit source code dengan berbagai bahasa pemrograman dan mendukung bahasa pemrograman seperti PHP, Java, Python dan lainnya [13]. Python adalah bahasa pemrograman komputer yang biasa dipakai untuk membangun situs, software/aplikasi, mengotomatiskan tugas dan melakukan analisis data [14].

Tahap keempat dalam penelitian ini adalah Modeling, dimana tahap ini menentukan teknik pemodelan pada sistem. Hasil dari model tersebut diharapkan dapat menemukan pola asosiasi antar produk. Penelitian ini akan menggunakan algoritma Equivalence Class Transformation (ECLAT) dalam menemukan pola asosiasi antar produk pada Toko XYZ. Algoritma ECLAT algoritma yang digunakan untuk menemukan item-set yang sering muncul pada database serta digunakan untuk menemukan pola asosiasi pada lini penjualan.

Tahap kelima dalam penelitian ini adalah Evaluation, dimana pada tahap ini untuk mengevaluasi kinerja baik pada proses pelatihan (training) maupun pengujian (testing) dengan menggunakan lift ratio. Nilai lift ratio adalah salah satu evaluasi dalam asosiasi untuk mengukur misleading (aturan yang menyesatkan) dan biasanya digunakan untuk penentu apakah aturan asosiasi valid atau tidak valid. Dalam konteks analisis asosiasi itemset, lift ratio kurang dari 1 menunjukkan bahwa kedua item cenderung kurang sering muncul bersama-sama. Sebaliknya, lift ratio lebih dari 1 menunjukkan adanya ketergantungan positif antara kedua item tersebut, artinya kejadian satu item dapat memengaruhi kemunculan item lainnya.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Data Preparation

Dalam proses data preparation yang dilakukan pada penelitian ini, terdapat beberapa tahapan penting yang diterapkan untuk mempersiapkan data transaksi sebelum dianalisis menggunakan algoritma ECLAT. Tahap pertama adalah pengambilan data awal yang mencakup seluruh transaksi yang terjadi di toko, tanpa dilakukan filterisasi atau seleksi lebih lanjut. Data ini kemudian difilter berdasarkan atribut divisi, sehingga hanya transaksi yang terkait dengan food & beverage yang digunakan dalam analisis, yang bertujuan untuk membuat lingkup data lebih spesifik dan relevan dengan penelitian. Gambar 2 menunjukkan data awal transaksi.

```
#DATA AWAL TRANSAKSI
from pyECLAT import ECLAT
import pandas as pd

df = pd.read_csv("tokoxyz.csv")
df
```
✓ 5.8s

Gambar 2. Pengambilan Data Awal Transaksi

Selanjutnya, dilakukan seleksi atribut dari 27 atribut yang tersedia menjadi 3 atribut utama, yaitu tanggal transaksi (Tgl), ID transaksi (ID_Trx), dan item yang dibeli (items). Pemilihan atribut ini didasarkan pada kebutuhan analisis pola asosiasi untuk menemukan hubungan antara produk yang sering dibeli bersama. Gambar 3 menampilkan proses pembersihan dan seleksi data.

```
#DATA SELEKSI
hapus_atribut = ['Jenis_Trx', 'Satuan', 'Kuantiti', 'Harga_Jual', 'Harga_Beli','Diskon','H_Diskon','Total_Harga',
                 'Operator', 'Kosong', 'Barcode','ID_customer', 'ID_Distributor', 'Produk_Out', 'None',
                 'Kode_Sub_Kategori','Sub_Kategori', 'Kode_ Kategori', 'Kategori', 'Kode_Departemen',
                 'Departemen','Customer', 'Kode_divisi', 'Divisi']

# Menghapus kolom yang tidak diperlukan
data= data.drop(columns=hapus_atribut)
print(data)
```
✓ 0.0s

	Tgl	ID_Trx	Items
1	2022-02-16 15:41:54.040	2.220201e+10	LAFONTE PENNE ZITI RIGATE 500G
2	2022-01-31 16:22:29.017	2.220103e+10	SAORI SAOS TIRAM BTL 270ML
5	2022-02-03 15:05:20.553	2.220200e+10	SEDAAP MIE RASA SOTO
6	2022-03-01 16:41:14.163	2.220300e+10	ROMA COOKIES CHOCO FILLED*24
8	2022-02-05 09:18:02.923	2.220200e+10	SEDAAP MIE AYAM KRISPI
...	...	...	...
266380	2022-01-19 19:33:33.567	2.220101e+10	ABC SARDINES CHILI SAUCE 155GR
266384	2022-01-04 13:37:39.005	2.220100e+10	SEDAAP MINYAK GORENG 1L REF
266386	2022-01-19 17:11:11.410	2.220101e+10	ABC KECAP 700ML REFF
266387	2022-01-28 12:20:57.220	2.220102e+10	PRONAS SPAGETI PASTANIA 200GR
266390	2022-01-11 18:39:16.247	2.220101e+10	TAWON MINYAK GORENG 900ML*12

[131438 rows x 3 columns]

Gambar 3. Seleksi dan Pembersihan Data

Pada tahap berikutnya, data transaksi difilter untuk mencakup hanya transaksi yang terjadi pada bulan Februari, sesuai dengan kebutuhan analisis yang difokuskan pada periode waktu tersebut. Selain itu, dilakukan pemotongan digit ID transaksi untuk menyesuaikan dengan pembatasan sistem database yang digunakan. Gambar 4 menampilkan hasil filterisasi data berdasarkan bulan dan pemotongan digit ID transaksi.

Setelah proses filterisasi selesai, data kemudian ditransformasi dari format horizontal ke format vertikal. Transformasi ini sangat penting karena algoritma

ECLAT lebih efisien bekerja dengan data dalam format vertikal. Dalam format ini, setiap item pada transaksi dihubungkan dengan daftar transaksi di mana item tersebut muncul, yang memudahkan algoritma dalam menemukan pola asosiasi antar barang. Gambar 5 memperlihatkan hasil transformasi data ke format vertikal.

```
# Menghapus kolom yang tidak diperlukan
data= data.drop(columns=hapus_atribut)

# Ubah kolom 'Tgl' menjadi tipe data datetime
data['Tgl'] = pd.to_datetime(data['Tgl'])

# Filter data hanya untuk bulan Februari
data = data[data['Tgl'].dt.month == 2]

# Mengubah kolom menjadi string
data['ID_Trx'] = data['ID_Trx'].astype(str)
# Menghapus nilai desimal jika ada
data['ID_Trx'] = data['ID_Trx'].str.split('.').str[0]
# Mengambil 5 digit ID transaksi
data['ID_Transaksi'] = data['ID_Trx'].astype(str).str[-5:]
# Menemukan dan menampilkan transaksi yang memiliki ID yang sama
data1 = data[data.duplicated('ID_Trx', keep=False)]

# Menampilkan hasil
print(data1)

0.5s
                           Tgl       ID_Trx                    Items
1      2022-02-16 15:41:54.040  22202010152  LAFONTE PENNE ZITI RIGATE 500G
5      2022-02-03 15:05:20.553  22202001763       SEDAAP MIE RASA SOTO
8      2022-02-05 09:18:02.923  22202003007     SEDAAP MIE AYAM KRISPI
14     2022-02-17 12:10:10.393  22202010589  BANGO SOYA KECAP MANIS 24*275ML
22     2022-02-21 17:12:33.247  22202013145       PIKOPI 3IN1  PAK 10*20GR
...                        ...          ...                      ...
266339 2022-02-08 19:49:17.380  22202005438          TROPICAL 1000ML
266346 2022-02-08 13:03:27.397  22202005082      INDOMIE RASA SOTO MIE
266368 2022-02-26 17:52:02.720  22202017198    KHONG GUAN SALT CHEESE 200GR
266373 2022-02-24 09:10:42.013  22202015089   PEJOY COOKIES & CREAM 37GR/24
266375 2022-02-27 17:29:05.140  22202017973     SARIMI GELAS SOSIS 30GR*120

       ID_Transaksi
1             10152
5             01763
8             03007
14            10589
22            13145
...             ...
266339        05438
266346        05082
266368        17198
266373        15089
266375        17973

[56835 rows x 4 columns]
```

Gambar 4. Filter Bulan dan Pemotongan Digit ID_Trx

Gambar 5. Hasil Transformasi Data Vertikal

3.2. Hasil Modeling ECLAT

Pada tahap pemodelan menggunakan algoritma ECLAT, langkah pertama yang dilakukan adalah mengimpor pustaka pyECLAT untuk memanggil data frame yang berisi transaksi yang akan dianalisis. Sebelum menerapkan algoritma ECLAT, perlu dilakukan perhitungan support dan confidence untuk mengidentifikasi seberapa sering item atau kombinasi item muncul dalam dataset. Support digunakan untuk menghitung frekuensi itemset baik secara tunggal maupun berpasangan dalam transaksi, sedangkan confidence mengukur kepercayaan suatu aturan asosiasi yang terbentuk dari hubungan antar item dalam dataset. Langkah pertama dalam perhitungan support adalah menghitung total transaksi, yang dalam kasus ini mencakup 7325 transaksi dari 56835 data yang telah difilter pada bulan Februari 2022. Hasil perhitungan total transaksi ditunjukkan pada Gambar 6, yang memperlihatkan bagaimana transaksi dengan ukuran itemset kurang dari 3 diabaikan

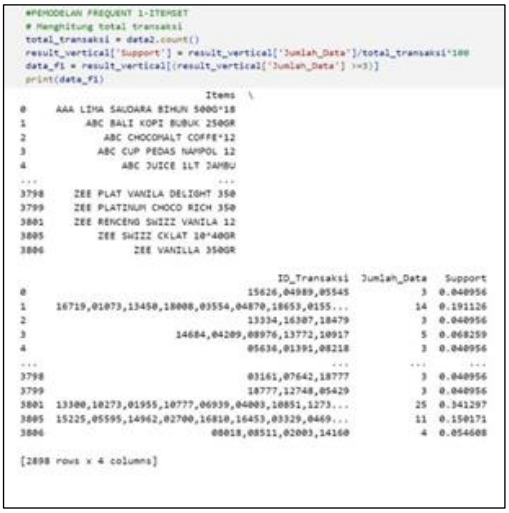
```
# Menghitung jumlah transaksi untuk setiap ID_Transaksi
jumlah_transaksi = data1.groupby('ID_Transaksi').size()
# Memotong ID_Transaksi yang memiliki size di bawah 3
data2= jumlah_transaksi[jumlah_transaksi >= 3]
print(data2)
✓ 0.2s

ID_Transaksi
00007     6
00008     3
00011     8
00013     4
00014     9
         ..
19343     7
19345    11
19349     5
19350    23
19351     6
Length: 7325, dtype: int64
```

Gambar 6. Hasil Filter Data Transaksi Item

Setelah mengetahui total transaksi, dilakukan perhitungan frequent 1-itemset, yaitu item-item tunggal yang sering muncul dalam transaksi. Hanya item yang memiliki frekuensi kemunculan lebih dari atau sama dengan 3 yang diambil dalam analisis ini. Gambar 7 menunjukkan hasil dari frequent 1-itemset, di mana item-item dengan frekuensi yang memenuhi syarat ditampilkan.

Setelah frequent 1-itemset diidentifikasi, langkah berikutnya adalah menemukan frequent 2-itemset, yaitu kombinasi dua item yang sering muncul bersama dalam transaksi. Fungsi combinations digunakan untuk menghasilkan semua pasangan item yang mungkin, dan kemudian dihitung frekuensinya untuk mengetahui seberapa sering kombinasi tersebut muncul dalam transaksi. Hasil perhitungan frequent 2-itemset ditunjukkan pada Gambar 8, yang menunjukkan

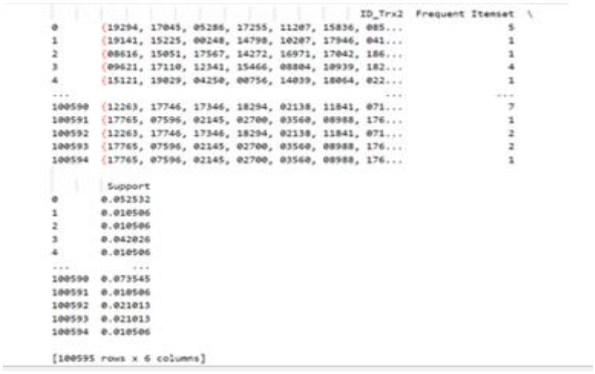
pasangan item yang memenuhi batas minimum support sebesar 20%.



```
#PEMODELAN FREQUENT 1-ITEMSET
# Menghitung total transaksi
total_transaksi = data2.count()
result_vertical['Support'] = result_vertical['Jumlah_Data']/total_transaksi*100
data_f1 = result_vertical[(result_vertical['Jumlah_Data'] >=3)]
print(data_f1)
```

```
                                Items  \
0     AAA LIMA SAUDARA BIHUN 5000*18
1          ABC BALI KOPI BUBUK 250GR
2            ABC CHOCOMALT COFFE*12
3           ABC CUP PEDAS NAMPOL 12
4               ABC JUICE ILT JAMBU
...                              ...
3798     ZEE PLAT VANILA DELIGHT 350
3799     ZEE PLATINUM CHOCO RICH 350
3801     ZEE RENCENG SWIZZ VANILA 12
3805        ZEE SWIZZ CKLAT 10*40GR
3806             ZEE VANILLA 350GR

                                    ID_Transaksi  Jumlah_Data   Support
0                                   15626,04989,05545            3  0.040956
1     16719,01073,13450,18008,03554,04870,18653,0155...           14  0.191126
2                                   13334,16307,18479            3  0.040956
3                         14684,04289,08976,13772,10917            5  0.068259
4                                   05636,01391,08218            3  0.040956
...                                               ...          ...       ...
3798                                03161,07642,18777            3  0.040956
3799                                18777,12748,05429            3  0.040956
3801  13380,10273,01955,10777,06939,04803,10851,1273...           25  0.341297
3805  15225,05595,14962,02700,16810,16453,03329,0469...           11  0.150171
3806                                08018,08511,02003,14160            4  0.054608

[2898 rows x 4 columns]
```

Gambar 7. Frequent 1-Itemset



```
                                                  ID_Trx2  Frequent Itemset  \
0       (19294, 17045, 05286, 17255, 11207, 15836, 085...                 5
1       (19141, 15225, 00248, 14798, 10207, 17946, 041...                 1
2       (08616, 15051, 17567, 14272, 16971, 17042, 186...                 1
3       (09621, 17110, 12341, 15466, 08804, 10939, 182...                 4
4       (15121, 19029, 04250, 00756, 14039, 18064, 022...                 1
...                                                   ...               ...
100590  (12263, 17746, 17346, 18294, 02138, 11841, 071...                 7
100591  (17765, 07596, 02145, 02700, 03560, 08988, 176...                 1
100592  (12263, 17746, 17346, 18294, 02138, 11841, 071...                 2
100593  (17765, 07596, 02145, 02700, 03560, 08988, 176...                 2
100594  (17765, 07596, 02145, 02700, 03560, 08988, 176...                 1

         Support
0       0.052532
1       0.010506
2       0.010506
3       0.042026
4       0.010506
...          ...
100590  0.073545
100591  0.010506
100592  0.021013
100593  0.021013
100594  0.010506

[100595 rows x 6 columns]
```

Gambar 8. Frequent 2-Itemset

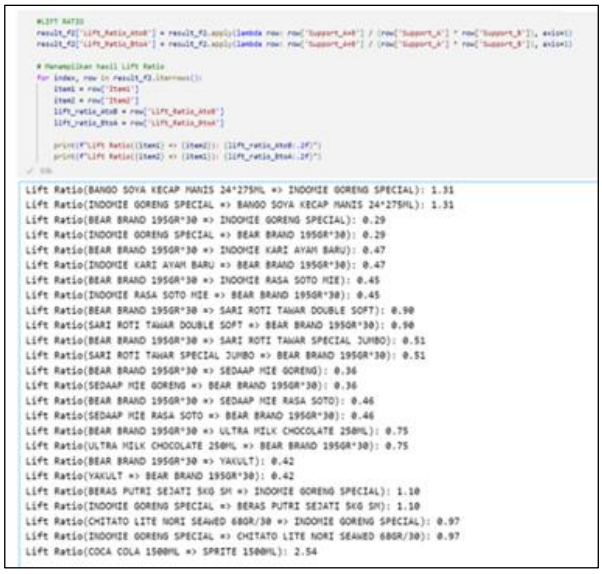
Tahap terakhir adalah perhitungan confidence, yang digunakan untuk mengukur tingkat kepercayaan dari aturan asosiatif yang dihasilkan. Nilai minimum confidence yang digunakan dalam penelitian ini adalah 40%, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 9. Hasil akhir dari perhitungan ini adalah aturan-aturan asosiasi yang dianggap valid dan dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan berdasarkan data transaksi.

Hasil asosiasi antar barang selanjutnya dievaluasi menggunakan metode lif ratio. Gambar 10 menunjukan hasil pengukuran lift ratio terhadap aturan asosiasi antar barang. Hasil lift ratio menunjukan nilai 0,29 pada item Bear Brand 195Gr*30 dan Indomie Goreng Special menunjukkan bahwa ketergantungan antara item-item tersebut relatif lemah. Sedangkan nilai lift ratio 1,31 pada item Bango Soya Kecap Manis 24*275ml dan Indomie Goreng Special hingga 2,54 pada item Coca Cola 1500ml dan Sprite 1500ml menunjukkan bahwa adanya adanya asosiasi positif, dan semakin tinggi nilainya, semakin besar kontribusi A terhadap kemungkinan B. Evaluasi ini dilakukan untuk mengetahui pola asosiasi sesuai dengan tujuan bisnis yang berkualitas dan dapat digunakan dalam mengambil keputusan suatu bisnis.

```
#CONFIDENCE
result_f2['Jumlah_Transaksi_AdanB'] = result_f2.apply(lambda row: len(row['ID_Trx1'].intersection(row['ID_Trx2'])), axis=1)
result_f2['Jumlah_Transaksi_A'] = result_f2['ID_Trx1'].apply(lambda x: len(x))
result_f2['Jumlah_Transaksi_B'] = result_f2['ID_Trx2'].apply(lambda x: len(x))
result_f2['Support_A'] = (result_f2['Jumlah_Transaksi_A'] / total_transaksi) * 100
result_f2['Support_B'] = (result_f2['Jumlah_Transaksi_B'] / total_transaksi) * 100
result_f2['Support_AnB'] = result_f2['Support_A'] * result_f2['Support_B']
result_f2['Support_AnB'] = result_f2['Support_A'] * result_f2['Support_B']

# Menghitung confidence untuk A => B
result_f2['Confidence_AtoB'] = (result_f2['Jumlah_Transaksi_AdanB'] / result_f2['Jumlah_Transaksi_A']) * 100
# Menghitung confidence untuk B => A
result_f2['Confidence_BtoA'] = (result_f2['Jumlah_Transaksi_AdanB'] / result_f2['Jumlah_Transaksi_B']) * 100

# Cetak hasil confidence
for index, row in result_f2.iterrows():
    item1 = row['Items']
    item2 = row['Items']
    confidence_AtoB = row['Confidence_AtoB']
    confidence_BtoA = row['Confidence_BtoA']

    print(f"Confidence({item1} => {item2}): {confidence_AtoB}")
    print(f"Confidence({item2} => {item1}): {confidence_BtoA}")
    print()
```

```
Confidence(BANGO SOYA KECAP MANIS 24*275ML => INDOMIE GORENG SPECIAL): 25.64102564102564
Confidence(INDOMIE GORENG SPECIAL => BANGO SOYA KECAP MANIS 24*275ML): 1.9723865877712032

Confidence(BEAR BRAND 195GR*30 => INDOMIE GORENG SPECIAL): 14.465408805031446
Confidence(INDOMIE GORENG SPECIAL => BEAR BRAND 195GR*30): 6.804733727810651

Confidence(BEAR BRAND 195GR*30 => INDOMIE KARI AYAM BARU): 6.079664570230608
Confidence(INDOMIE KARI AYAM BARU => BEAR BRAND 195GR*30): 8.123249299719888

Confidence(BEAR BRAND 195GR*30 => INDOMIE RASA SOTO HIE): 6.498951781970649
Confidence(INDOMIE RASA SOTO HIE => BEAR BRAND 195GR*30): 8.266666666666666

Confidence(BEAR BRAND 195GR*30 => SARI ROTI TAWAR DOUBLE SOFT): 4.402515723270044
Confidence(SARI ROTI TAWAR DOUBLE SOFT => BEAR BRAND 195GR*30): 15.441176470588236

Confidence(BEAR BRAND 195GR*30 => SARI ROTI TAWAR SPECIAL JUMBO): 4.402515723270044
Confidence(SARI ROTI TAWAR SPECIAL JUMBO => BEAR BRAND 195GR*30): 6.840390879478828

Confidence(BEAR BRAND 195GR*30 => SEDAAP MIE GORENG): 6.918238993710692
Confidence(SEDAAP MIE GORENG => BEAR BRAND 195GR*30): 5.436573311367381
```

Gambar 9. Hasil Perhitungan Confidence



```
#LIFT RATIO
result_f2['Lift_Ratio_AtoB'] = result_f2.apply(lambda row: row['Support_AnB'] / (row['Support_A'] * row['Support_B']), axis=1)
result_f2['Lift_Ratio_BtoA'] = result_f2.apply(lambda row: row['Support_AnB'] / (row['Support_A'] * row['Support_B']), axis=1)

# Menampilkan hasil Lift Ratio
for index, row in result_f2.iterrows():
    item1 = row['Items']
    item2 = row['Items']
    lift_ratio_AtoB = row['Lift_Ratio_AtoB']
    lift_ratio_BtoA = row['Lift_Ratio_BtoA']

    print(f"Lift Ratio({item1} => {item2}): {lift_ratio_AtoB:.2f}")
    print(f"Lift Ratio({item2} => {item1}): {lift_ratio_BtoA:.2f}")
```

```
Lift Ratio(BANGO SOYA KECAP MANIS 24*275ML => INDOMIE GORENG SPECIAL): 1.31
Lift Ratio(INDOMIE GORENG SPECIAL => BANGO SOYA KECAP MANIS 24*275ML): 1.31
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => INDOMIE GORENG SPECIAL): 0.29
Lift Ratio(INDOMIE GORENG SPECIAL => BEAR BRAND 195GR*30): 0.29
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => INDOMIE KARI AYAM BARU): 0.47
Lift Ratio(INDOMIE KARI AYAM BARU => BEAR BRAND 195GR*30): 0.47
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => INDOMIE RASA SOTO HIE): 0.45
Lift Ratio(INDOMIE RASA SOTO HIE => BEAR BRAND 195GR*30): 0.45
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => SARI ROTI TAWAR DOUBLE SOFT): 0.90
Lift Ratio(SARI ROTI TAWAR DOUBLE SOFT => BEAR BRAND 195GR*30): 0.90
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => SARI ROTI TAWAR SPECIAL JUMBO): 0.51
Lift Ratio(SARI ROTI TAWAR SPECIAL JUMBO => BEAR BRAND 195GR*30): 0.51
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => SEDAAP MIE GORENG): 0.36
Lift Ratio(SEDAAP MIE GORENG => BEAR BRAND 195GR*30): 0.36
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => SEDAAP MIE RASA SOTO): 0.46
Lift Ratio(SEDAAP MIE RASA SOTO => BEAR BRAND 195GR*30): 0.46
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => ULTRA MILK CHOCOLATE 250ML): 0.75
Lift Ratio(ULTRA MILK CHOCOLATE 250ML => BEAR BRAND 195GR*30): 0.75
Lift Ratio(BEAR BRAND 195GR*30 => YAKULT): 0.42
Lift Ratio(YAKULT => BEAR BRAND 195GR*30): 0.42
Lift Ratio(BERAS PUTRI SEJATI 5KG SH => INDOMIE GORENG SPECIAL): 1.10
Lift Ratio(INDOMIE GORENG SPECIAL => BERAS PUTRI SEJATI 5KG SH): 1.10
Lift Ratio(CHITATO LITE NORI SEAWED 68GR/30 => INDOMIE GORENG SPECIAL): 0.97
Lift Ratio(INDOMIE GORENG SPECIAL => CHITATO LITE NORI SEAWED 68GR/30): 0.97
Lift Ratio(COCA COLA 1500ML => SPRITE 1500ML): 2.54
```

Gambar 10. Hasil Pengujian Lift Ratio

Tabel 1 merupakan eksplorasi pengaruh nilai ambang Batas, diperoleh hasil yaitu semakin rendah nilai minimum support, semakin banyak itemset yang sering muncul, yang kemudian dapat membentuk lebih banyak aturan asosiasi. Hal ini dapat dilihat dari fakta bahwa jumlah aturan menurun dari 2463 pada minimum support 0,05 menjadi 117 pada minimum support 0,20. Dengan menaikkan ambang batas minimum support, kita dapat menyaring itemset yang kurang umum dan fokus pada aturan yang lebih spesifik. Disamping itu terdapat minimum confidence yaitu dengan nilai 10% menghasilkan 125 aturan yang menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan harus memiliki tingkat kepercayaan minimal 10%. Dan nilai minimum confidence yang semakin tinggi (60%) menghasilkan

sebanyak 6 aturan, maka menyebabkan jumlah asosiasi berkurang, artinya aturan-asosiasi yang tersisa cenderung lebih relevan dan dapat diandalkan. Ini mendukung konsep bahwa Minimum Confidence digunakan untuk memilih aturan asosiasi yang memiliki tingkat keandalan yang memadai menghasilkan aturan yang lebih sedikit namun lebih kuat.

Tabel 1. Pengaruh Nilai Ambang Batas

Pengujian	Min-support (%)	Jumlah Pasangan	Min-Confidence (%)	Asosiasi
1	5	2463	10	125
2	20	117	20	91
3	50	21	40	30
4	70	9	50	14
5	100	3	60	6

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma ECLAT efektif dalam menemukan pola asosiasi antar produk pada Toko XYZ. Dengan memanfaatkan data transaksi penjualan, algoritma ini berhasil mengidentifikasi itemset yang sering muncul bersama dalam transaksi, baik secara individu (frequent 1-itemset) maupun dalam kombinasi dua produk (frequent 2-itemset). Hasil analisis menunjukkan bahwa semakin rendah nilai minimum support, semakin banyak aturan asosiasi yang ditemukan, sedangkan kenaikan minimum confidence menghasilkan aturan yang lebih sedikit namun lebih kuat dan relevan untuk pengambilan keputusan bisnis. Penerapan algoritma ECLAT memungkinkan optimalisasi pengelolaan stok dan tata letak produk di Toko XYZ, sehingga potensi kekosongan stok dapat diantisipasi, dan kepuasan pelanggan dapat meningkat. Nilai lift ratio yang dihasilkan dari evaluasi asosiasi juga memberikan wawasan tentang hubungan antara produk-produk tertentu. Penelitian ini dapat diimplikasikan dalam sistem manajemen persediaan yang lebih efisien, serta dapat digunakan sebagai acuan untuk pengembangan strategi penjualan yang lebih baik di masa depan.

Daftar Rujukan

[1] Hendrik, "Pengertian Bisnis Retail: Jenis, Tujuan, dan Cara Kerjanya," 2021. [Online]. Available: https://www.gramedia.com/literasi/bisnis-retail/.

[2] M. Riadi, "Penataan atau Display Produk - Tujuan, Jenis, Syarat dan Ketentuan," 09 Juni 2023. [Online]. Available: https://www.kajianpustaka.com/2023/06/penataan-atau-display-produk.html.

[3] Meilinaeka, "Data Mining dan Metodenya Dalam Melakukan Proses Pengumpulan Data," 24 February 2023. [Online]. Available: https://it.telkomuniversity.ac.id/data-mining-dan-metodenya-dalam-melakukan-proses-pengumpulan-data.

[4] I. F. Rozi, Y. W. Syaifudin and N. A. Mufidah, "algorithm is a data mining algorithm for association rule mining designed to solve customer bucket analysis problems. The goal is to understand which products from the bucket are commonly bought together. This article will describe the ECAT algorithm impl," Jurnal Informatika Polinema, pp. 136-140, 2019.

[5] S. Wijayanti, W. D. Yuniarti and S. Nur'aini, "Pengembangan Strategi Tata Letak Barang Pada Toko 'INA 2" Menggunakan Algoritma Apriori," Walisongo Journal of Information Technology, vol. Vol. 4 No. 1, pp. 63-76, 2022.

[6] S. Yakub , A. F. Boy and B. Widjanarko, "Penerapan Data Mining Pengaturan Pola Tata Letak Barang Pada Berkah Swalayan Untuk Strategi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori," Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TG, Vols. Vol.2, No.1, 2019, pp. 69-75, 2019.

[7] L. Zahrotun and A. F. I. Robbani, "Penerapan Algoritma Eclat untuk Menemukan Pola Asosiasi Antar," Jurnal Riset Sains dan Teknolog, pp. 37-43, 2023.

[8] D. Mohaputra, J. Tripathy, K. K. Mohanty and D. S. K. Nayak, "Interpretation of Optimized Hyper Parameters in Associative Rule Learning using Eclat and Apriori," 2021.

[9] S. Evadini, "Analisis Faktor Risiko Kematian dengan Penyakit Komorbid," Jurnal Informasi dan Teknologi, pp. Vol. 4 , No1, 52-57, 2022.

[10] Sudarsono, A. Wijaya and Andri, "Perbandingan Algoritma ECLAT dan FP-GROWTH Pada Penjualan Barang," Bina Darma Conference on Computer Science, 2019.

[11] M. Kaur and U. Grag, "ECLAT Algorithm for Frequent Itemsets Generation," International Journal of Computer System, 2015.

[12] M. A. Yudha, "CRISP-DM, Pendekatan Proses dalam Data Mining," 13 Juni 2021. [Online]. Available: https://andiyudha.medium.com/crisp-dm-pendekatan-proses-dalam-data-mining-68bf8c2dc908.

[13] E. Santi, "VSCODE Adalah – Pengertian, Fitur, Kelebihan, dan Cara Menggunakannya," 1 November 2023. [Online]. Available: https://idwebhost.com/blog/vscode-adalah/.

[14] D. Intern, "Python: Pengertian, Contoh Penggunaan, dan Manfaat Mempelajarinya," 31 May 2023. [Online]. Available: https://www.dicoding.com/blog/python-pengertian-contoh-penggunaan-dan-manfaat-mempelajarinya/.

[15] L. N. Azizah, "Pengertian Bisnis Retail: Jenis, Tujuan, dan Cara Kerjanya," 2021. [Online]. Available: https://www.gramedia.com/literasi/bisnis-retail/.