

PENERAPAN DATA MINING PADA TRANSAKSI PENJUALAN SELAMA BULAN RAMADHAN UNTUK MENENTUKAN MARKET BASKET ANALYSIS MENGGUNAKAN ALGORITMA ECLAT

Rr. Ani Dijah Rahajoe¹, Kartini², Adam Putra Bramantyo³

¹ Teknologi Informasi, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

^{2,3} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

Jalan Raya Rungkut Madya No. 1, Gunung Anyar, Surabaya 60294, Indonesia

19081010053@student.upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Semakin banyak dan menjamurnya berbagai toko kebutuhan sehari-hari di Indonesia membuat persaingan bisnis dibidang ini juga semakin ketat. Hampir di setiap daerah terdapat toko kebutuhan sehari-hari, mulai dari toko kelontong, warung madura, minimarket, hingga supermarket. Banyak dan ketatnya persaingan dalam bisnis usaha ini mendorong perlunya inovasi dan strategi baru agar dapat tetap bertahan dan tumbuh menjadi lebih berkembang. Meningkatkan penjualan di berbagai event besar tahunan bisa menjadi opsi untuk mengembangkan usaha umkm ini, salah satunya adalah pada bulan Ramadhan. Pada kondisi tersebut dibutuhkan teknik yang dapat mengolah data menjadi informasi yang bermanfaat. Salah satu contoh teknik yang dapat digunakan adalah data mining yang dapat berfungsi untuk mengetahui produk-produk apa saja yang sering dibeli secara bersamaan. Metode analisis yang digunakan adalah market basket analysis menggunakan algoritma Eclat, dimana algoritma ini berfungsi untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset). Hasil dari penelitian didapatkan bahwa terdapat 6 frequent itemset yang memenuhi nilai minimum support dan confidence, dengan nilai support dan confidence tertinggi ialah Sariwangi30 – EnervonCMtv4 dengan nilai Support 0.82% dan Confidence 48% sebagai strong rule. Hal ini dapat menjadi pengetahuan baru dan evaluasi produk, yang diharapkan dapat meningkatkan penjualan pada Bulan Ramadhan dan agar dapat berkembang lebih pesat.

Kata kunci : Data Mining, Market Basket Analysis, Bulan Ramadhan, Algoritma Eclat

1. PENDAHULUAN

Kebutuhan masyarakat akan informasi dan data semakin meningkat seiring dengan perkembangan teknologi informasi yang semakin pesat dari waktu ke waktu. Data dan informasi seakan menjadi kunci rahasia dalam upaya untuk terus mengembangkan bisnis mereka. Hal ini menimbulkan ketatnya persaingan di dunia bisnis, termasuk bisnis umkm pada toko kebutuhan sehari-hari.

Toko kebutuhan sehari-hari adalah salah satu usaha yang banyak berdiri di Indonesia dan terus tumbuh menjadi semakin banyak seiring dengan berjalannya waktu. Hampir di setiap daerah terdapat toko kebutuhan sehari-hari, mulai dari toko kelontong, warung madura, minimarket, hingga supermarket. Sebagai contoh, sebuah penelitian [1] menyatakan terjadinya penurunan omset, pendapatan, bahkan jumlah pelanggan pada pelaku usaha toko kelontong di Kabupaten Lombok Barat yang menganggap bahwa keberadaan minimarket berdampak negatif terhadap usaha mereka. Banyak dan ketatnya persaingan dalam bisnis usaha ini mendorong perlunya inovasi dan strategi baru agar dapat tetap bertahan dan tumbuh menjadi lebih berkembang. Meningkatkan penjualan di berbagai event besar tahunan bisa menjadi opsi untuk mengembangkan usaha umkm ini, salah satunya adalah pada bulan Ramadhan.

Bulan Ramadhan adalah bulan suci bagi umat Islam. Saat ini umat Islam di Indonesia menduduki peringkat pertama sebagai jumlah penduduk muslim terbanyak di dunia. Hal ini menjadi salah satu faktor pentingnya meningkatkan penjualan pada Bulan

Ramadhan. Selain itu hype Bulan Ramadhan yang datang hanya sekali dalam setahun membuat konsumen berbelanja lebih pada Bulan Ramadhan sehingga turut menjadi alasan perlunya meningkatkan penjualan pada Bulan Ramadhan. Berdasarkan penelitian [2], disimpulkan bahwa sebanyak 95% responden menyatakan mengalami peningkatan biaya konsumsi pada saat bulan Ramadhan.

Salah satu cara untuk meningkatkan penjualan adalah toko harus menganalisa pola pembelian konsumen dengan cara mengetahui produk-produk apa saja yang sering diminati oleh konsumen dan sering dibeli secara bersamaan. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan teknik yang dapat mengolah data menjadi informasi yang bermanfaat. Salah satu contoh teknik yang dapat digunakan adalah data mining.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Data Mining

Data mining merupakan serangkaian proses pengumpulan dan pengolahan informasi atau pengetahuan (knowledge) dari suatu set data yang selama ini tidak atau belum diketahui secara manual dengan menggunakan teknik tertentu. Data mining juga merupakan gabungan sejumlah disiplin ilmu komputer, yang didefinisikan sebagai proses dalam menemukan pola-pola yang baru dari kumpulan data besar, yang meliputi metode metode dari artificial intelligence, machine learning, statistics dan database [3]. Singkatnya, data mining adalah analisis dataset yang berfungsi untuk menemukan hubungan yang tak

terduga dan meringkas dataset tersebut dengan cara yang berbeda [4].

2.2. Aturan Asosiasi

Untuk mendeteksi produk yang biasanya dibeli secara bersamaan dalam suatu keranjang belanja, dapat dilakukan analisis dengan menggunakan aturan asosiasi. Aturan asosiasi adalah salah satu metode yang biasanya digunakan untuk mencari relasi yang menarik antara variabel pada sebuah basis data yang besar. Aturan asosiasi didapati dengan menganalisis frequent pattern atau pola yang paling sering muncul menggunakan parameter support dan confidence dalam menentukan hubungan yang paling penting [5]. Proses aturan asosiasi dapat menggunakan algoritma Eclat yang berfungsi untuk menghasilkan kandidat kumpulan kombinasi item yang dibeli secara bersamaan dalam satu keranjang belanja dalam suatu transaksi.

2.3. Algoritma Eclat

Algoritma Eclat pada dasarnya adalah pencarian algoritma depth first dengan menggunakan persimpangan yang ditetapkan. Algoritma Eclat menggunakan basis data dengan tata letak vertikal. Kelebihan dari algoritma Eclat dibandingkan dengan algoritma yang lainnya pada association Rule adalah proses dan performa penghitungan support dari semua itemset yang dilakukan lebih efisien.

Sebuah penelitian tentang algoritma Eclat [6] membandingkan tiga kinerja algoritma association rule sekaligus, yaitu algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Eclat merupakan algoritma yang paling baik dibandingkan dengan dua algoritma lainnya. Karena algoritma Eclat dapat memproses data dengan lebih cepat dan menggunakan kapasitas memori yang lebih sedikit, sehingga memiliki kinerja yang lebih optimal.

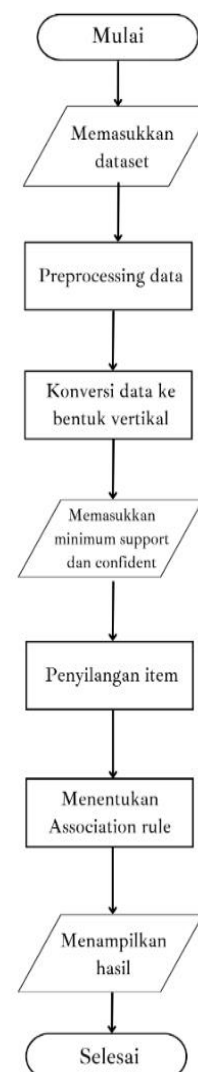
Dengan mengacu pada penelitian [7], dijelaskan dalam penelitian tersebut bahwa algoritma Eclat dapat menghasilkan nilai confidence tinggi 100% yang menghasilkan dua rules yang terdiri dari tiga kombinasi produk. Hal ini dapat memudahkan pihak toko dalam menata tata letak berbagai produk atau barang yang saling memiliki keterkaitan yang kuat dalam proses pembelian guna meningkatkan potensi penjualan produk.

Kemudian terdapat sebuah penelitian [8] yang menunjukkan bahwa algoritma Eclat lebih unggul daripada FP-Growth dalam hal waktu proses. Algoritma FP-Growth menghasilkan 19 aturan dengan waktu proses 57 detik menggunakan minimum support sebesar 0.01% dan minimum confidence sebesar 0.85. Sementara itu, algoritma Eclat menghasilkan 14 aturan dengan waktu proses 12 detik dan menggunakan nilai minimum support dan confidence yang sama. Oleh karena itu, algoritma Eclat dapat dianggap sebagai pilihan yang lebih baik karena dapat memproses data dengan waktu yang lebih cepat.

Selain itu, dalam penelitian lain [9] menyatakan bahwa dari hasil tests yang telah dilakukan, jumlah association rules yang dihasilkan dari ketiga algoritma memiliki sedikit perbedaan. Apriori dan FPGrowth algorithms menghasilkan jumlah output yang sama sedangkan Eclat algorithm memiliki sedikit lebih banyak jumlah output dihasilkan. Sedangkan dari proses waktu penyelesaian, Eclat algorithm memberikan waktu yang lebih singkat, sehingga dalam penelitian ini, Eclat algorithm dinilai memiliki algoritma yang lebih efisien. Sehingga pada penelitian ini difokuskan pada penerapan data mining untuk mencari Market Basket Analysis dengan menggunakan algoritma Eclat dengan data sampel yang berasal dari sebuah toko yang menjual berbagai produk kebutuhan sehari-hari.

3. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah Market Basket Analysis dengan menggunakan algoritma Eclat. Algoritma Eclat adalah algoritma yang biasanya digunakan dalam machine learning untuk tugas tugas tentang data mining seperti aturan asosiasi.



3.1. Analisis

Market basket analysis adalah suatu metodologi untuk melakukan analisis kebiasaan pembelian konsumen dengan menemukan asosiasi antar beberapa barang yang berbeda, yang dibeli konsumen secara bersamaan dalam keranjang belanja pada suatu transaksi [10].

Algoritma Eclat merupakan algoritma hasil pengembangan dari Algoritma Apriori yang sering digunakan untuk menganalisa data transaksi penjualan. Algoritma Eclat merupakan algoritma yang menggunakan format data berbentuk vertikal untuk merepresentasikan datanya. Kelebihan dari Algoritma Eclat adalah proses dan performa penghitungan support dari semua itemsets dilakukan dengan cara yang lebih efisien dibandingkan dengan Algoritma Apriori. Algoritma Eclat digunakan untuk membantu menemukan frequent pattern pada data penjualan yang hasilnya berupa rule produk pembelian barang yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen di dalam satu transaksi [11].

Pada proses perancangan sistem ini, langkah pertama yang dilakukan adalah pengambilan data transaksi, lalu cleaning dan merapikan data agar data menjadi lebih rapi. Kemudian data tersebut diubah menjadi format yang dapat diolah oleh sistem, yaitu diubah menjadi ke dalam bentuk vertikal. Selanjutnya adalah memasukkan nilai minimum support yang diinginkan sesuai kebutuhan pengguna untuk mining frequent pattern, yang bertujuan untuk mencari pola yang sering muncul dalam data transaksi. Proses ini melibatkan penyilangan atau intersection antara setiap item dalam satu transaksi dan kemudian mencari pola yang muncul lebih dari nilai minimum support yang telah ditentukan. Setelah mendapatkan frequent pattern, langkah selanjutnya adalah memproses kembali data untuk menentukan association rule, yang biasanya dinyatakan dalam format "jika item A dibeli maka item B juga dibeli". Output dari rancangan sistem ini adalah hasil dari aturan asosiasi yang ditemukan dan dapat digunakan untuk merancang strategi pemasaran atau membuat keputusan bisnis lainnya.

3.2. Data Selection

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data transaksi penjualan di Toko XYZ selama bulan Ramadhan pada tahun 2020, 2021, 2022, dan 2023 (24 April 2020 – 23 Mei 2020), (13 April 2021 - 13 Mei 2021, 3 April 2022 - 2 Mei 2022, dan 22 Maret 2023 - 21 April 2023). Data data tersebut berjumlah 3284 data. Data data tersebut berupa kumpulan itemset yang didalamnya berisikan item apa saja yang dibeli oleh konsumen secara bersamaan dalam satu kali transaksi. Format data disimpan dalam Microsoft Excel dengan ekstensi XLSX.

3.3. Preprocessing

Proses preprocessing data dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak dibutuhkan pada

penelitian ini, contohnya seperti itemset yang hanya memiliki 1 item dalam 1 transaksi, data seperti ini akan dihilangkan karena data tersebut dapat dipastikan tidak memiliki keterkaitan dengan data yang lainnya, sehingga akan mempercepat proses selanjutnya. Pada proses ini data juga akan dibuat menjadi lebih rapi agar nantinya data tersebut dapat dipahami dengan lebih mudah.

3.4. Konversi Data Ke Bentuk Vertikal

Proses pembentukan itemset pada algoritma Eclat di mulai dengan mengubah bentuk format data, jika item pada transaksi semula berbentuk horizontal, maka perlu diubah terlebih dahulu menjadi ke bentuk vertikal dengan menggabungkan id transaksi pada transaksi yang memiliki item sama.

3.5. Menentukan Nilai Minimum Support dan Confidence

Selanjutnya adalah menentukan nilai minimum support dan confidence yang diinginkan sesuai kebutuhan pengguna untuk mining frequent pattern.

Pencarian pola kaidah asosiasi menggunakan dua buah parameter nilai yaitu support dan confidence yang memiliki rentang nilai antara 0%-100% [12]. Sehingga nantinya nilai support dan confidence akan diubah ke dalam bentuk persen.

Pada penelitian ini, ditentukan nilai minimum confidence sebesar 30% yang didasarkan pada suatu penelitian [13]. Penelitian tersebut digunakan sebagai referensi untuk menentukan nilai minimum confident dikarenakan data dan tempat asal data yang diolah sama sama berasal dari toko yang menjual berbagai produk untuk kebutuhan sehari - hari. Sehingga menunjukkan adanya korelasi dan keterhubungannya pada penelitian ini.

3.6. Penyilangan Itemset

Pada tahap ini dilakukan penyilangan terhadap setiap item yang nantinya akan menjadi suatu itemset atau kombinasi item item yang dibeli secara bersamaan. Pada penelitian ini nantinya akan dilakukan penyilangan 2 item, penyilangan 3 item, dan penyilangan 4 item. Setiap proses penyilangan ini dilakukan dengan menggunakan metode pencarian DFS (Depth First Search).

DFS atau Depth First Search merupakan algoritma pencarian atau traversal umum pada struktur pohon, graf, atau pohon yang digunakan untuk melakukan pencarian. Metode traversal DFS akan menggunakan stack untuk menyimpan simpul yang telah dikunjungi. Algoritma DFS bekerja secara rekursif dan berbasis tepi, di mana simpul dieksplorasi pada setiap jalur (tepi). Penjelajahan simpul ditangguhkan segera setelah simpul lain yang belum dieksplorasi ditemukan dan simpul-simpul yang belum dijelajahi pada tingkat terdalam akan dijelajahi terlebih dahulu. DFS mengunjungi setiap simpul hanya sekali dan setiap tepi akan diperiksa dua kali dengan tepat [14].

3.7. Menghitung Nilai Support dan Confidence untuk Setiap Itemset yang telah Disilangkan

Setelah dilakukan penyilangan antar item, selanjutnya adalah menghitung nilai support dan confidence dari setiap itemset yang telah disilangkan tersebut. Nilai support dan confidence diperlukan agar aturan asosiasi dapat ditentukan dengan baik. Hal ini dikarenakan metodologi dasar aturan asosiasi terbagi menjadi dua tahap, yaitu :

- a. Analisis pola frekuensi tinggi Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support adalah persentase item atau kombinasi item yang ada pada database. Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut:

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A}}{\text{Jumlah total transaksi}} \quad (1)$$

Sedangkan nilai support 2 item diperoleh dengan rumus berikut:

$$Support(A,B) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung A dan B}}{\text{Jumlah total transaksi}} \quad (2)$$

- b. Pembentukan aturan asosiatif Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, maka dicari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif $A \rightarrow B$ dari support pola frekuensi tinggi A dan B, diperoleh dengan rumus berikut:

$$Confidence P(A.B) = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi mengandung A}} \quad (3)$$

3.8. Pembentukan Hasil Aturan Asosiasi dan Strong Rule

Setelah frequent dari item ditemukan dan nilai support dan confidence dari setiap itemset dari hasil penyilangan item telah diketahui, maka dihasilkan list itemset yang memenuhi minimum support dan confidence. Aturan Asosiasi terbentuk dari list yang memenuhi nilai minimum support dan confidence. Sehingga hanya list item yang memenuhi nilai minimum support dan confidence yang akan tetap ditampilkan, sisanya akan difilter atau dihilangkan karena tidak memenuhi nilai minimum support dan confidence. Kemudian hasilnya adalah terbentuknya aturan asosiasi. Satu itemset dengan nilai support dan confidence tertinggi akan menjadi strong rule.

Aturan asosiasi berfungsi untuk mengungkap hubungan menarik yang tersembunyi dalam dataset besar. Hubungan yang terungkap tersebut dapat dipresentasikan dalam bentuk association rules atau himpunan item yang sering muncul.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Memuat hasil, Pengujian dan pembahasan tentang penelitian yang telah dilakukan.

4.1. Data Selection

Pada tahap ini dilakukan pengambilan data transaksi yang akan digunakan pada proses mining dalam penelitian ini. Data yang diambil adalah data transaksi penjualan selama Bulan Ramadhan di sebuah toko. Data awal ini berisi detail nomor nomor transaksi beserta barang apa saja yang dibeli pada nomor transaksi tersebut.

```
> print(data_excel)
# A tibble: 3,284 x 9
  Id_tr Itemset1 Itemset2 Itemset3 Itemset4 Itemset5 Itemset6 Itemset7 Itemset8
  <dbl> <chr> <chr> <chr> <chr> <chr> <chr> <chr> <chr>
1 1 ImboostFor... Hemavit... Sariwan... AbcSaus... Listeri... RinsoPl... SahajaJ... Pocaris...
2 2 Isoplus350 NA NA NA NA NA NA NA NA
3 3 SedaapSto CitraBk... NA NA NA NA NA NA NA NA
4 4 Isoplus350 Energen... Antangi... Indomie... NA NA NA NA NA NA
5 5 Indomi1kvn... Indomi1... YouCl00... Nutrisa... Milkust... CapEnak... NA NA NA NA NA NA
6 6 LuwakWhite... PikopiG... NA NA NA NA NA NA NA NA
7 7 GoodDayCpc... NuTea450 SedaapK... NA NA NA NA NA NA NA NA
8 8 EnergenCha... TheKota... SasaMsg... ClearAn... NuvoTtL... Wardah8... Indomie... NA NA NA NA NA NA
9 9 MaxteaTehT... Forvita... CapEnak... HiToSch... Indofoo... NA NA NA NA NA NA
10 10 Sunco2L Nutrisa... NA NA NA NA NA NA NA NA
# i 3,274 more rows
# i Use 'print(n = ...)' to see more rows
```

Gambar 1. Tampilan data awal

4.2. Preprocessing

Tahap berikutnya adalah melakukan preprocessing data. Data akan dijadikan data transaksional terlebih dahulu agar lebih rapi sehingga dapat mempermudah program untuk membaca dan memproses data.

```
# A tibble: 10,607 x 2
  Id_tr Item
  <dbl> <chr>
1 1 ImboostForce10
2 1 HemavitonStaminaPls5
3 1 Sariwangi30
4 1 AbcSausTmt335
5 1 ListerineCoolMnt250
6 1 RinsoPlusMo1to750
7 1 SahajaBetergen770
8 1 Pocarisweat500
9 2 Isoplus350
10 3 SedaapSto
# i 10,597 more rows
# i Use 'print(n = ...)' to see more rows
> |
```

Gambar 2. Tampilan data setelah dijadikan data transaksional

Kemudian data akan diproses dan disaring untuk menghilangkan data data yang tidak relevan, seperti data transaksi yang hanya memiliki satu itemset akan dihilangkan.

```
# A tibble: 9,577 x 2
  Id_tr Item
  <dbl> <chr>
1 1 ImboostForce10
2 1 HemavitonStaminaPls5
3 1 Sariwangi30
4 1 AbcSausTmt335
5 1 ListerineCoolMnt250
6 1 RinsoPlusMo1to750
7 1 SahajaBetergen770
8 1 Pocarisweat500
9 3 SedaapSto
10 3 CitraBkg70
# i 9,567 more rows
# i Use 'print(n = ...)' to see more rows
> |
```

Gambar 3. Tampilan data setelah dibersihkan

Setelah data dibersihkan untuk menghilangkan data transaksi yang hanya memiliki satu itemset, maka jumlah data itemset akan berkurang, yang sebelumnya berjumlah total 10.607 itemset berkurang menjadi berjumlah total 9.577 itemset karena beberapa itemset dari transaksi yang hanya memiliki satu item sudah dihilangkan.

4.3. Mengubah Ke Bentuk Vertikal

Setelah data dijadikan data transaksional dan dilakukan preprocessing data, maka tahap selanjutnya adalah mengubah data tersebut ke dalam bentuk vertikal, karena walaupun data penjualan telah diubah menjadi data transaksional, namun bentuk data tersebut masih belum sepenuhnya vertikal, sehingga perlu diubah terlebih dahulu ke dalam bentuk data vertikal. Data vertikal inilah yang akan digunakan untuk proses data mining selanjutnya.

```
# A tibble: 178 x 2
  Item      Id_tr_list
  <chr>      <chr>
1 AbcChoMalt200 48, 119, 188, 222, 300, 401, 454, 484, 657, 752, 828, 880, 891, ...
2 AbcKecapMns135 133, 145, 170, 213, 214, 250, 260, 299, 399, 410, 419, 426, 440, ...
3 AbcMch10s     78, 87, 109, 335, 402, 425, 441, 500, 556, 667, 668, 845, 884, 9...
4 AbcSausTmt335 1, 128, 170, 214, 225, 277, 295, 320, 364, 373, 538, 561, 655, 7...
5 AbcSquashOrg 30, 33, 74, 81, 236, 299, 317, 368, 423, 497, 541, 620, 632, 696...
6 Ades000      20, 120, 130, 227, 243, 261, 295, 308, 377, 422, 694, 806, 817, ...
7 AntanginJrg15 4, 98, 156, 170, 206, 439, 607, 660, 800, 807, 841, 880, 906, 10...
8 AokaBly      83, 121, 144, 148, 218, 242, 273, 274, 421, 428, 501, 518, 570, ...
9 AokaCho     25, 61, 182, 189, 218, 238, 246, 250, 258, 283, 307, 582, 627, 6...
10 AokaStw     25, 29, 121, 132, 153, 182, 189, 205, 238, 283, 304, 387, 521, 6...
```

Gambar 4. Tampilan data vertikal

4.4. Menentukan Nilai Minimum Support dan Confidence

Selanjutnya adalah menentukan nilai minimum support dan nilai minimum confident yang akan dimasukkan ke dalam program. Nilai minimum support dan nilai minimum confident dapat ditentukan sesuai dengan kebutuhan pengguna masing masing. Dalam penelitian ini, nilai minimum support yang digunakan adalah 10.

Sedangkan untuk nilai minimum confident juga dapat ditentukan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Nilai minimum confidence yang digunakan dalam studi kasus ini adalah 0,3 atau 30%.

4.5. Penyilangan 2 Item

Penyilangan 2 item dilakukan dengan menyilangkan suatu item dengan satu item lainnya yang berbeda. Pada proses penyilangan 2 item ini dilakukan dengan menggunakan metode pencarian DFS (Depth First Search), dimana setiap kombinasi item dieksplorasi secara rekursif.

Setelah proses penyilangan selesai, maka selanjutnya adalah melakukan filtering pada data data tersebut untuk disesuaikan dengan minimum support yang telah ditentukan. Karena minimum support yang ditentukan pada penelitian ini adalah 10, maka data data hasil dari penyilangan 2 item yang jumlah kode irisannya kurang dari nilai minimum support akan dihilangkan karena tidak memenuhi nilai minimum support.

Hasil data dari penyilangan 2 item yang memenuhi minimum support berjumlah 58 data. Seluruh 58 data tersebut adalah data data yang akan diproses lebih lanjut pada proses proses berikutnya.

Item1	Item2	Min_Support	Min_Confidence
1 AbcSquashOrg	MarjanCocoPdn	0.006090134	0.36363636
2 AokaBly	AokaCho	0.004263094	0.22222222
3 AokaBly	NutrisariRkMns10s	0.003045067	0.15873016
4 AokaCho	AokaBly	0.004263094	0.17073171
5 AokaCho	AokaStw	0.005176614	0.20731707
6 AokaStw	AokaCho	0.005176614	0.24637681
7 CapEnak370320	EnervonCMtv4	0.003349574	0.07857143
8 CapEnak370320	LuwakWhiteKoffie3rasa10s	0.004263094	0.10000000
9 CapEnak370320	NutrisariRkMns10s	0.003958587	0.09285714
10 CharmSafeNgt12	EnervonCMtv4	0.003045067	0.25000000
11 ChocoDrink5s	EnervonCMtv4	0.003045067	0.16129032
12 CitraBkg70	SedaapSto	0.004263094	0.24137931
13 EnergenCho320	EnervonCMtv4	0.005785627	0.38000000
14 EnervonCMtv4	CapEnak370320	0.003349574	0.03928571
15 EnervonCMtv4	CharmSafeNgt12	0.003045067	0.03571429
16 EnervonCMtv4	ChocoDrink5s	0.003045067	0.03571429
17 EnervonCMtv4	EnergenCho320	0.005785627	0.06785714
18 EnervonCMtv4	Gulaku1kg	0.003045067	0.03571429
19 EnervonCMtv4	IndomieGrgAch	0.005176614	0.06071429
20 EnervonCMtv4	IndomieGrgAymGpk	0.004567600	0.03537143
21 EnervonCMtv4	IndomieGrgOrg30	0.007003654	0.08214286
22 EnervonCMtv4	ListerineCoolMnt250	0.003654080	0.04285714
23 EnervonCMtv4	MaduTJ500	0.003958587	0.04642857

Showing 1 to 24 of 58 entries, 4 total columns

Gambar 5. Tampilan hasil penyilangan 2 item yang memenuhi nilai minimum support

4.6. Penyilangan 3 Item

Penyilangan 3 item dilakukan dengan menyilangkan antar 3 item yang berbeda. Proses penyilangan yang dilakukan untuk penyilangan 3 item ini masih sama seperti proses penyilangan 2 item, yaitu dengan menggunakan metode pencarian DFS.

Begitu juga setelah proses penyilangan selesai, maka selanjutnya adalah melakukan filtering pada data data tersebut untuk disesuaikan dengan minimum support yang telah ditentukan. Karena minimum support yang ditentukan pada penelitian ini adalah 10, maka data data hasil dari penyilangan 3 item yang jumlah kode irisannya kurang dari nilai minimum support akan dihilangkan karena tidak memenuhi nilai minimum support.

Namun setelah diproses, tidak ada satupun data yang memenuhi nilai minimum support. Sehingga tidak ada data yang ditampilkan untuk hasil penyilangan 3 item yang memenuhi nilai minimum support.

Item1	Item2	Item3	Min_Support	Min_Confidence
No data available in table				

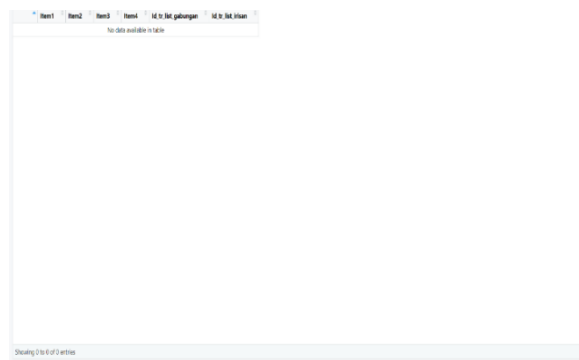
Gambar 6. Tampilan hasil penyilangan 3 item yang memenuhi nilai minimum support

4.7. Penyilangan 4 Item

Penyilangan 4 item dilakukan dengan menyilangan antar 4 item yang berbeda. Proses penyilangan yang dilakukan untuk penyilangan 4 item ini masih sama seperti proses penyilangan 2 item dan penyilangan 3 item, yaitu dengan menggunakan metode pencarian DFS.

Begitu juga setelah proses penyilangan selesai, maka selanjutnya adalah melakukan filtering pada data data tersebut untuk disesuaikan dengan minimum support yang telah ditentukan. Karena minimum support yang ditentukan pada penelitian ini adalah 10, maka data data hasil dari penyilangan 3 item yang jumlah kode irisannya kurang dari nilai minimum support 10 akan dihilangkan karena tidak memenuhi nilai minimum support.

Namun sama seperti yang terjadi pada penyilangan 3 item, setelah diproses, tidak ada satupun data yang memenuhi nilai minimum support. Sehingga tidak ada data yang ditampilkan untuk hasil penyilangan 3 item yang memenuhi nilai minimum support.



Gambar 7. Tampilan hasil penyilangan 4 item yang memenuhi nilai minimum support

4.8. Hasil Aturan Asosiasi

Dari hasil nilai confidence pada setiap penyilangan, telah ditentukan bahwa nilai minimum confidence adalah sebesar 0.3 atau 30%. Sehingga data data yang memiliki nilai confidence lebih dari atau sama dengan 0.3 akan masuk dalam hasil aturan asosiasi dan data data yang memiliki nilai confidence kurang dari 0.3 akan dibuang atau dihapus. Data data yang memenuhi nilai minimum confidence tersebut akan ditampilkan sebagai hasil aturan asosiasi dan dapat dilihat pada gambar 8 berikut.

Item1	Item2	Min_Support	Min_Confidence
1	AbcSquashOrg – MarjanCocoPdn	0.006090134	0.3636364
13	EnergenCho320 – EnervonCMtv4	0.005785627	0.3800000
35	IndomieGrgAch – EnervonCMtv4	0.005176614	0.3400000
36	IndomieGrgAymGpk – EnervonCMtv4	0.004567600	0.3125000
37	IndomieGrgOrg30 – EnervonCMtv4	0.007003654	0.3650794
49	Sariwangi30 – EnervonCMtv4	0.008221681	0.4821429

Gambar 8. Tampilan hasil aturan asosiasi

Dari total data awal sebanyak 3284 data yang diproses, diperoleh hasil sebanyak total enam frequent itemset yang berhasil memenuhi nilai minimum support dan minimum confidence dengan nilai support terendah 0.003 dan nilai confidence terendah 0.3.

Nilai support yang tertulis pada gambar 8 tersebut adalah 0.003, bukan 10, dikarenakan nilai 10 telah diolah menjadi 0.003 yang didapatkan dari perhitungan rumus support, yaitu 10 dibagi dengan 3284 (jumlah data transaksi awal) sehingga didapatkan nilai 0.003.

Tabel 1. Hasil aturan asosiasi

No	Itemset	Support	Confidence
1.	AbcSquashOrg – MarjanCocoPdn	0.61%	36%
2.	EnergenCho320 – EnervonCMtv4	0.58%	38%
3.	IndomieGrgAch – EnervonCMtv4	0.52%	34%
4.	IndomieGrgAymGpk – EnervonCMtv4	0.46%	31%
5.	IndomieGrgOrg – EnervonCMtv4	0.70%	36%
6.	Sariwangi30 – EnervonCMtv4	0.82%	48%

Bentuk desimal pada setiap nilai support dan confidence dapat diubah menjadi ke dalam bentuk persen agar lebih mudah untuk dipahami dan dianalisis, serta lebih ringkas.

Berdasarkan hasil aturan asosiasi, ditemukan 6 frequent itemset yang memenuhi syarat minimum support dan minimum confidence. Dari ke 6 frequent itemset tersebut, diketahui nilai support yang paling rendah adalah sebesar 0.46% dan nilai support yang paling tinggi adalah sebesar 0.82%. Sedangkan untuk nilai confidence nya diketahui nilai confidence yang terendah adalah 31% dan nilai confidence yang tertinggi adalah 48%.

Dengan hasil tersebut, maka telah diketahui bahwa terdapat 1 itemset dengan nilai support tertinggi sebesar 0,82% dan memiliki nilai confidence tertinggi sebesar 48%. Sehingga dapat dipastikan itemset tersebut akan menjadi strong rule yang ditampilkan pada tabel 3 berikut.

Tabel 2. Hasil strong rule

Itemset	Support	Confidence
Sariwangi30 – EnervonCMtv4	0.82%	48%

Hasil strong rule yang ditampilkan pada tabel 3 tersebut terbentuk dari dataset yang digunakan pada penelitian ini, yaitu transaksi penjualan di Toko XYZ selama bulan Ramadhan dari tahun 2020 sampai tahun 2023, hasilnya adalah jika seseorang membeli Sariwangi30, maka kemungkinan besar juga akan membeli EnervonCMtv4. Sehingga dapat diketahui untuk pembelian secara bersamaan pada keranjang belanja dalam satu waktu yang terbanyak adalah produk tersebut.

Nilai support menunjukkan seberapa tingkat dominasi suatu item yang dibeli, yang menunjukkan bahwa item A dan B dibeli secara bersamaan. Dari aturan asosiasi tersebut dihasilkan nilai support sebesar 0.82% yang berasal dari penghitungan pada rumus di bawah berikut,

$$\text{Support}(A,B) = \frac{27}{3284} \times 100\% = 0.82\%$$

Angka 27 menunjukkan banyaknya irisan transaksi yang membeli kedua barang tersebut dibagi dengan total transaksi awal yang berjumlah 3284, lalu dikali 100 persen untuk dijadikan ke bentuk persen, sehingga didapatkan hasil nilai support sebesar 0.82%. Dengan ini, maka 0.82% adalah angka persentase tertinggi untuk kombinasi item dalam keseluruhan database transaksi pada penelitian ini.

Sedangkan nilai confidence menunjukkan nilai kemungkinan seberapa seringnya item B dibeli jika seseorang membeli item A. Dari aturan asosiasi tersebut dihasilkan nilai confidence sebesar 48% yang berasal dari penghitungan pada rumus di bawah berikut,

$$\text{Confidence}(A,B) = \frac{27}{56} \times 100\% = 48\%$$

Angka 27 menunjukkan banyaknya irisan transaksi yang membeli kedua barang tersebut dibagi dengan total transaksi yang hanya membeli item A yang berjumlah 56, lalu dikali 100 persen untuk dijadikan ke bentuk persen, sehingga didapatkan hasil nilai confidence sebesar 48%. Dengan ini, maka 48% adalah angka persentase tertinggi untuk kuatnya hubungan antar item dalam keseluruhan hasil aturan asosiasi pada penelitian ini.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti terhadap penelitian dengan judul "Penerapan Data Mining Pada Transaksi Penjualan Selama Bulan Ramadhan Untuk Menentukan Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Eclat (Equivalence Class Transformation)", dapat disimpulkan bahwa dari hasil penelitian tersebut, diketahui bahwa kebiasaan konsumen dalam membeli produk pada Toko XYZ selama Bulan Ramadhan tahun 2020 - 2023 menghasilkan 6 aturan asosiasi yang memenuhi nilai minimum support dan minimum confidence. Selanjutnya dari total 6 data aturan asosiasi yang terbentuk tersebut, menghasilkan sebuah strong rule yang memiliki nilai support dan confidence tertinggi dari keseluruhan data aturan asosiasi tersebut, yaitu jika seseorang membeli Sariwangi30, maka kemungkinan besar juga akan membeli EnervonCMtv4. Strong rule tersebut memiliki nilai support tertinggi, yaitu sebesar 0.82% dengan nilai confidence tertinggi juga, yaitu sebesar 48%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jumaidi, L.T., Jalaludin, and Ahyar, M., 2019. Eksistensi Minimarket Terhadap Kelangungan
- Usaha Toko Kelontong dan Waserda. *Jurnal Magister Manajemen Universitas Mataram*, 8(2), pp. 186–202.
- [2] Hasanah, A.F., 2020. Analisis Perilaku Konsumen Masyarakat Ponorogo Sesaat dan Sesudah Datangnya Bulan Ramadhan. *Indonesian Journal of Islamic Studies*, 2(1), pp. 95–106.
- [3] Wulandari, D.P., Nurmayanti W.P., and Basirun, 2023. Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Eclat. In *Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, dan Aplikasinya*, 2017, pp. 254–266.
- [4] Ramadhanti, F.B., Saputro, D.R.S., and Widyaningsih, P., 2020. Penerapan Association Rule Mining-Frequent Itemset Dengan Algoritme Frequent Pattern Growth (FP-Growth) Pada Dataset Kelulusan Mahasiswa S1. In *Prosiding KNPMP*, 2020, pp. 340-349.
- [5] Satria, L.V., and Ayunda, A.T., 2023. Analysis Of The Influence Of Business Intelligence On Beverage Sales Konnichiwa Coffee Using The Method Equivalence Class Transformation. *Jurnal Teknik Informatika*, 4(6), pp. 1567–1573.
- [6] Srinadh, V., 2022. Evaluation of Apriori, FP-Growth, and Eclat Association Rule Mining Algorithm. *International Journal of Health Sciences*, 6(2), pp. 7475–7485.
- [7] Septiani, A.I., Chrisnanto, Y.H., and Umbara, F.R., 2022. Penentuan Pola Penjualan Produk Toko Elektronik Menggunakan Algoritma Eclat. *SENASIF*, 6(1), pp. 3059-3070.
- [8] Wijaya, K.N., Malik, R.F., and Nurmaini, S., 2020. Analisa Pola Frekuensi Keranjang Belanja Dengan Perbandingan Algoritma Fp-Growth (Frequent Pattern Growth) Dan Eclat Pada Minimarket. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 7(2), pp. 364-373.
- [9] Warastratama, F.T., 2020. Comparison Of Apriori, Fp-Growth And Eclat Algorithms To Determine Association Rules On Sales Data (Case Study: Toko Roti Ferisa, Bantul, Di Yogyakarta). *Sarjana, Universitas Gadjah Mada*.
- [10] Astrina, I., Arifin, M.Z., and Pujiyanto, U., 2019. Penerapan FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen pada Kain Tenun Medali Mas. *Jurnal Matrix*, 9(1), pp. 32–40.
- [11] Rozi, I.F., Syaifudin, Y.W., and Mufidah, N.A., 2019. Analisa Frequent Pattern Pada Data Penjualan Menggunakan Algoritma Eclat Untuk Menentukan Strategi Penjualan. *Jurnal Informatika Polinema*, 5(3), pp. 136-140.
- [12] Putra, J.L., dkk, 2019. Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail. *Jurnal PILAR Nusa Mandiri*, 15(1), pp. 85-90.
- [13] Adri, A., Rumaklak, N.D., and Sina, D.R., 2021. Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisa

Data Penjualan (Studi Kasus: Toko UD. Suryani). *ICON*, 9(2), pp. 182-188.

- [14] Yuliana, S., 2021. Penerapan Algoritma D-ECLAT Untuk Melakukan Association Rule Mining (Studi Kasus : Toko Bangunam Mega Hardware). Sarjana, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur.