

# ANALISIS DATA PENJUALAN HANDPHONE DAN ELEKTRONIK MENGUNAKAN ALGORITMA APRIORI (STUDI KASUS : CV REY GASENDRA)

Fadila Shely Amalia<sup>1)</sup>, Setiawansyah<sup>2)</sup>, Dedi Darwis<sup>3)</sup>

<sup>1</sup>SI Teknologi Informasi, Universitas Teknokrat Indonesia

<sup>2</sup>SI Informatika, Universitas Teknokrat Indonesia

<sup>3</sup>D3 Sistem Informasi Akuntansi, Universitas Teknokrat Indonesia

<sup>1,2,3</sup>Jalan ZA Pagar Alam No 9-11 Labuhan Ratu, Kedaton, Bandar Lampung

Email: <sup>1</sup>fadila\_shely\_amalia@teknokrat.ac.id, <sup>2</sup>setiawansyah@teknokrat.ac.id, <sup>3</sup>dedidarwis@teknokrat.ac.id

## Abstrak

Metode Market Basket Analysis dapat digunakan untuk menganalisa pola belanja konsumen. Dengan memanfaatkan data transaksi penjualan yang kemudian diolah untuk mendapatkan informasi dari kumpulan data transaksi tersebut. CV Rey Gasendra merupakan salah satu perusahaan yang bergerak dalam bidang penjualan perangkat mobile atau smartphone dan elektronik yang berada di Kota Bandar Lampung. Toko ini belum mengetahui pola belanja pada keranjang belanja konsumen. Algoritma yang digunakan yaitu algoritma apriori, penerapan algoritma apriori dapat membantu menemukan jenis perangkat handphone dan barang elektronik yang paling sering terjual secara bersamaan yang nantinya akan digunakan sebagai acuan persediaan barang. Dari hasil pengujian yang dilakukan yaitu dengan membandingkan antara perhitungan secara manual dengan perhitungan yang dilakukan menggunakan tools rapidminer dengan 100 data sampel menghasilkan hasil yang sama yaitu terdapat lima belas rules. Setelah mengetahui pola belanja konsumen yang terjadi pada CV Rey Gasendra maka penulis menyarankan kepada pemilik toko agar menyediakan stok lebih banyak untuk item Tempered Glass dan Bracket TV Standar karena selama periode Desember 2020 sampai dengan Februari 2021 item tersebut paling laku terjual dengan kombinasi barang lainnya yaitu handphone dan televisi. Strategi yang dapat dilakukan setelah mengetahui pola belanja konsumen tersebut yaitu dengan menawarkan barang yang kemungkinan yang akan dibeli secara bersamaan.

**Kata Kunci:** Apriori, Association Rules, Confidence, Data Mining, Rapidminer

## 1. Pendahuluan

Peranan teknologi informasi saat ini sangatlah penting terutama pada bidang bisnis. Pemanfaatan teknologi informasi dalam dunia bisnis telah menjadi sebuah kebutuhan yang mutlak untuk dimiliki oleh setiap perusahaan agar dapat bersaing dengan kompetitor lain. Dibutuhkan sebuah metode atau teknik yang dapat merubah tumpukan data tersebut menjadi sebuah

informasi berharga atau pengetahuan (*knowledge*) yang bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Suatu teknologi yang dapat digunakan untuk mewujudkannya adalah data mining. Data Mining adalah proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Data mining berkembang menjadi alat bantu untuk mencari pola-pola yang berharga dalam suatu basis data yang sangat besar jumlahnya, sehingga tidak memungkinkan dicari secara manual [9].

CV Rey Gasendra merupakan salah satu perusahaan yang bergerak dalam bidang penjualan perangkat *mobile* atau *smartphone* dan elektronik yang berada di Kota Bandar Lampung. Banyaknya data transaksi dan belum adanya analisis pola penjualan untuk menentukan produk mana yang paling sering dibeli secara bersamaan dibutuhkan sebuah metode atau teknik yang dapat merubah banyaknya data agar dapat dimanfaatkan menjadi sebuah informasi berharga atau pengetahuan yang bermanfaat.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode apriori dalam menentukan pola pembelian konsumen pada CV Rey Gasendra. Implementasi ini diharapkan dapat membantu perusahaan untuk memprediksi barang apa saja yang sering dibeli pelanggan secara bersamaan, sehingga toko dapat memprediksi jumlah stok barang dan memastikan stok barang tersedia. Hasil dari penelitian ini juga diharapkan dapat membantu dalam mengembangkan strategi bisnis dari pola pembelian konsumen yang dihasilkan.

## 2. Tinjauan Pustaka

### a. Data Mining

Data mining merupakan bidang dari beberapa bidang keilmuan yang menyatukan teknik dari pembelajaran mesin, pengenalan pola, statistik, database dan visualisasi untuk pengenalan permasalahan pengambilan informasi dari database yang besar. Sementara dalam pengertian lain, Data mining merupakan suatu proses pencarian pola dari data-data dengan jumlah yang sangat banyak yang tersimpan dalam suatu tempat penyimpanan dengan menggunakan teknologi pengenalan pola, teknik statistik, dan matematika [2].

### b. Association Rules

*Association Rule* atau Aturan Asosiasi adalah teknik data *mining* untuk menemukan aturan asosiatif atau pola kombinasi dari suatu item. Bila kita mengambil contoh aturan asosiatif dalam suatu transaksi pembelian barang disuatu minimarket adalah kita dapat mengetahui berapa besar kemungkinan seorang konsumen membeli suatu item bersamaan dengan item lainnya [2].

### c. Algoritma Apriori

Algoritma Apriori merupakan salah satu jenis algoritma yang ada pada data mining yang memakai aturan asosiasi. Kegunaan algoritma apriori itu sendiri untuk mencari frekuensi dan keterkaitan itemset dengan itemset lainnya dari kumpulan data yang diolah yang dimana telah di tentukan syarat *Minimum* nilai *support* dan syarat *Minimum* nilai *confidence* terlebih dahulu [7].

### d. Market Basket Analyst

*Market Basket Analyst* berhubungan dengan penemuan pola pembelian konsumen dari database transaksiona. MBA berfokus pada penemuan pola pembelian pada ribuan data transaksi. Dalam hal ini aturan asosiasi berperan penting untuk menemukan item set yang sering dan berhubungan antara produk yang berbeda, dimana deklarasi eksplisit dari jenisnya ditetapkan, seperti : jika item X dibeli maka item Y juga dibeli [8].

### e. Rapid Miner

Pada *penelitian* ini *tools* yang digunakan oleh peneliti untuk menerapkan *Association Rules* pada data transaksi toko warga adalah *Rapid Miner 9.4*. *Rapid Miner* adalah *software* yang bersifat open source untuk melakukan analisis terhadap data *mining*, *text mining*, dan analisis prediksi [3].

## 3. Metodologi Penelitian

### a. Metode Pengumpulan Data

#### 1. Pengamatan Langsung

Pengumpulan data dengan cara observasi yaitu dilakukan pengamatan langsung ditempat penelitian dan melihat langsung bagaimana terjadinya proses transaksi yang ada di tempat penelitian.

#### 2. Dokumentasi

Dokumentasi dilakukan untuk mendapatkan data yang valid dan sesuai untuk kebutuhan penelitian, yaitu dengan mendokumentasikan data transaksi penjualan dari bulan Desember 2020 sampai Februari 2021.

### b. Desain Penelitian

Pada penelitian ini peneliti menggunakan *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), dengan langkah-langkah sebagai berikut:

#### 1. Selection

Pada tahap ini peneliti melakukan seleksi data (*Data Selection*) yaitu menyeleksi data berupa data transaksi penjualan di CV Rey Gasendra.

#### 2. Cleaning

Tahap ini peneliti melakukan proses pembersihan pada data, pembersihan yang dilakukan seperti memeriksa data yang tidak konsisten, dan memperbaiki kesalahan pada data.

#### 1. Transformasi

Tahap ini peneliti melakukan transformasi yaitu mengubah data transaksi penjualan yang sudah dibersihkan (*cleaning*) yang awal data *microsoft excel* diubah dalam format *tabular*.

#### 2. Pengolahan data

Pada tahapan ini data diolah dengan menerapkan algoritma Apriori dengan menggunakan instrumen penelitian *Rapid Miner* untuk menemukan hubungan berdasarkan nilai minimum *support* dan *Minimum confidence* dari data yang diolah.

#### 3. Evaluasi & Analisis Hasil

Pada tahap ini peneliti menganalisis hasil dari perhitungan metode algoritma Apriori dengan menggunakan *tools Rapidminer*.

## 4. Hasil dan Pembahasan

### a. Pengolahan Data dan Informasi

Data yang diperoleh diperoleh melalui proses pengambilan data yaitu data transaksi dan data persediaan barang berupa *file excel*. Dalam Data transaksi terdapat tujuh atribut yaitu tanggal transaksi, nomor faktur, kode barang, nama barang, jumlah beli, harga barang dan diskon. Sedangkan dalam *file* data persediaan terdapat lima atribut yaitu kode barang, nama barang, stok dan harga jual. Penjelasan keterangan atribut dapat dilihat pada tabel 1 dan tabel 2 Data yang didapat kemudian akan diproses sesuai hasil studi literatur. Pertama akan dilakukan *preprocessing*, penyelesaian menggunakan metode Apriori hingga pembentukan *Association Rules*.

Tabel 1. Keterangan Atribut Data Transaksi

Atribut	Keterangan
Tanggal transaksi	Tanggal terjadinya transaksi di toko
Nomor faktur	Nomor Transaksi yang terjadi di toko
Kode barang	Kode barang yang terjual
Nama barang	Nama barang yang terjual
Jumlah beli	Jumlah setiap barang yang dibeli oleh konsumen
Harga barang	Harga setiap barang yang dibeli oleh konsumen
Diskon	Potongan harga pembelian

bel 2. Keterangan Atribut Data Persediaan

Atribut	Keterangan
Kode barang	Kode barang yang terjual
Nama barang	Nama barang yang terjual
Stok barang	Jumlah persediaan barang yang ada di toko
Harga jual	Harga jual barang kepada konsumen CV Rey Gasendra

**b. Preprocessing Data**

Dalam tahap ini agar data dapat diolah menggunakan *software rapidminer* maka dilakukan *preprocessing* yang dilakukan secara manual. Untuk atribut yang tidak terpakai seperti tanggal, faktur, kode, jumlah beli, harga, diskon akan dihilangkan. Contoh data persediaan dapat dilihat pada tabel 3.

**Tabel 3** Contoh Data Persediaan

Kode	Nama	Stok	Stok Satuan	Harga Jual
0	mesin cuci lg t2108 8kg	10	pcs	3000000
133	mi note 10 8/256	2	pcs	7100000
342	mesin cuci samsung 2 tabung 7,5 kg	4	pcs	1925000
38737	kulkas polytron 18bn	10	pcs	2050000
734	realme 7pro 8/128	4	pcs	4150000
75554	blender philips	1	pcs	600000

Dalam pembentukan *Association Rules* atribut yang digunakan hanyalah nomor transaksi dan nama item yang ada pada setiap transaksi penjualan. *Market basket analysis* dilakukan hanya untuk mengetahui jenis barang di setiap transaksi dan mencari hubungan antar item dalam satu transaksi. Apabila dalam satu transaksi hanya memiliki satu item maka transaksi tersebut dihapus. Berikut contoh data transaksi yang siap digunakan dapat dilihat pada tabel 4 dan contoh data transaksi dengan format *tabular* dapat dilihat pada tabel 5.

**Tabel 4** Contoh Data Transaksi siap digunakan

1	Tcl 43in Android, Bracket Tv Standar
2	Coocaa 43 Android, Bracket Tv Standar
3	Coocaa 43 Android, Keyboard Mini
4	Tv Samsung Led 32, Tv Led Lg 24
5	Tv Samsung 32 Smart, Keyboard Mini, Polytron Soundbar 9506, Ac Samsung 1/2 Pk
6	Tv Coocaa 40s6g, Bracket Tv Standar, Keyboard Mini
7	Tv Lg 32 Smart, Bracket Tv Standar
8	Tv Samsung 32 Smart, Bracket Tv Standar
9	Tv Coocaa 40s6g, Bracket Tv Standar
10	Tv Lg 32 Smart, Bracket Tv Standar
11	Tv Samsung 32 Smart, Bracket Tv Standar

**Tabel 5** Contoh Data Transaksi Format *Tabular*

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
T1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
T2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
T3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0

T4	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
T5	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1
T6	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0
T7	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
T8	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
T9	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
T10	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
T11	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
T12	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
Σ	2	2	1	1	3	1	2	2	9	4	1

**c. Penyelesaian Masalah dengan Algoritma Apriori**

Algoritma apriori digunakan untuk menemukan *Frequent Itemset* yang berguna untuk pembentukan *Association Rules*. berikut langkah yang dilakukan dalam algoritma hash-based.

1. Pemrosesan Data, data *set* yang didapat pada tahap *preprocessing* kemudian di proses menggunakan algoritma apriori untuk menghasilkan *Frequent Itemset*.
2. Menentukan *Minimum support* sebagai batas dalam pembentukan *Frequent Itemset* dan *Minimum confidence* dalam pembentukan *Association Rules*. penentuan *Minimum support* dan *Minimum confidence* disesuaikan dengan kebutuhan karena tidak ada ketentuannya. Dalam penelitian ini peneliti menggunakan *Frequent Itemset* sebesar 2 dan *minimal confidence* 75%.
3. Data yang digunakan dalam perhitungan manual adalah sebanyak 100 data sampel transaksi, sedangkan data keseluruhan yang digunakan adalah sebanyak 2202 data. Data sampel transaksi yang digunakan untuk melakukan perhitungan manual menggunakan algoritma apriori dapat dilihat pada tabel 7 dan data dalam format *tabular* dapat dilihat pada tabel 6.

**Tabel 6** Data sampel transaksi penjualan

Transaksi	Item Yang Dibeli
1	Advan g9 4/32, Tempered Glass
2	Samsung a01 Core 1/16, Tempered Glass
3	Tcl 43in Android, Bracket Tv Standar
4	Vivo y30i, Tempered Glass
5	Samsung a01 Core 1/16, Tempered Glass
6	Note 9 4/64, Tempered Glass
7	Note 9 6/128, Tempered Glass
8	Reno 4 f 8/128, Tempered Glass
9	Vivo y12s 3/32, Tempered Glass
10	Note 9 6/128, Tempered Glass
11	Nasa Plus 2/16, Ac Sharp 1/2 Pk
12	Realme c15 4/64, Tempered Glass
13	Samsung a10s 2/32, Tempered Glass
14	Polytron Sowcase 140, Ac Sharp 1/2 Pk
15	Redmi 9 4/64, Tempered Glass
16	Redmi 9c 4/64, Tempered Glass
17	Infinix Hot 9 Play 3/64, Tempered Glass
18	Tv Lg 32 Smart, Bracket Tv Standar

19	Tv Coocaa 42 Android, Bracket Tv Standar	75	Redmi 9 3/32, Tempered Glass
20	Mesin Cuci Aqua Qw880xt, Coocaaa 50in Smart Tv	76	Samsung a11 3/32, Tempered Glass
21	Note 9pro 8/128, Tempered Glass	77	Redmi 9 4/64, Tempered Glass
22	Infinix Hot 9 Play 3/64, Tempered Glass	78	Reno 4 f 8/128, Tempered Glass
23	Vivo y30i, Tempered Glass	79	Tv Lg 50 Smart Un70, Bracket Tv Standar
24	Samsung m11 3/32, Tempered Glass	80	Samsung a21s 6/64, Tempered Glass
25	Realme c11 2/32, Tempered Glass	81	Mesin Cuci Sharp 68mw, Air Coller Pja55ty
26	Vivo x50 8/128, Tempered Glass	82	Reno 4 8/128, Tempered Glass
27	Note 9 6/128, Tempered Glass	83	Samsung m11 3/32, Tempered Glass
28	Note 9 6/128, Tempered Glass	84	Xiaomi Note 8 4/64, Tempered Glass
29	Xiaomi Note 8 4/64 , Tempered Glass	85	Hot 9 4/128, Tempered Glass
30	Note 9pro 8/128, Tempered Glass	86	Note 9 6/128, Tempered Glass
31	Ac Sharp 1/2 Pk, Mi Band 4	87	Ac Samsung 1 Pk, Ac Samsung 1/2 Pk
32	Infinix Hot 10, Tempered Glass	88	Redmi 9 4/64, Tempered Glass
33	Reno 4 8/128, Tempered Glass	89	Oppo a52 6/128, Tempered Glass
34	Mesin Cuci Polytron 1 Tabung Paw 75513, Ac Sharp 1/2 Pk	90	Tv Samsung Led 24, Bracket Tv Standar
35	Vivo y12s 3/32, Tempered Glass	91	Note 9 4/64, Tempered Glass
36	Kulkas Polytron 159, Roda Kulkas	92	Redmi 9 3/32, Tempered Glass
37	Note 9pro 8/128, Tempered Glass	93	Samsung 43 Tu6900, Tempered Glass
38	Infinix Hot 9 Play 3/64, Tempered Glass	94	Advan g9 4/32, Tempered Glass
39	Note 9 4/64, Tempered Glass	95	Note 9pro 8/128, Tempered Glass
40	Realme 7 8/128, Tempered Glass	96	Note 9 4/64, Tempered Glass
41	Oppo a15 3/32, Tempered Glass	97	Reno 4 f 8/128, Kulkas Aqua Aqr d190, Mesin Cuci Sharp 65nt
42	Samsung m31 6/128, Tempered Glass	98	Realme Narzo 20 Pro 8/128, Tempered Glass
43	Redmi 9c 4/64, Tempered Glass	99	Ac Samsung 1 Pk, Mi Band 4
44	Note 9 6/128, Tempered Glass	100	Mesin Cuci Sharp 65nt, Mesin Cuci Sharp 1 Tabung 806
45	Redmi 8a Pro Ram 2/32, Tempered Glass		
46	Samsung a01 Core 1/16, Tempered Glass		
47	Redmi 9c 4/64, Tempered Glass		
48	Realme c11 3/32, Tempered Glass		
49	Note 9 Pro 6/64, Tempered Glass		
50	Oppo a92 6/128, Tempered Glass		
51	Mesin Cuci Aqua 881 Xt		
52	Realme c17 6/256, Tempered Glass		
53	Coocaa 43 Android, Bracket Tv Standar		
54	Note 9 4/64, Tempered Glass		
55	Mesin Cuci Lg t2108 8kg, Freezer Box 220l		
56	Coocaa 55s6g Pro, Keyboard Mini		
57	Vivo v20 8/128, Tempered Glass		
58	Redmi 9c 4/64, Tempered Glass		
59	Note 9pro 8/128, Tempered Glass		
60	Mi Band 4, Nokia 150		
61	Redmi 9c 4/64, Tempered Glass		
62	Redmi 9c 4/64, Tempered Glass		
63	Coocaa 43 Android, Keyboard Mini		
64	Redmi 9 4/64, Tempered Glass		
65	Xiaomi Note 8 4/64, Tempered Glass		
66	Note 9 6/128, Tempered Glass		
67	Redmi 9c 4/64, Tempered Glass		
68	Infinix Smart 4 2/32, Tempered Glass		
69	Vivo y12s 3/32, Tempered Glass		
70	Samsung a21s 3/32, Tempered Glass		
71	Vivo y20 3/64, Tempered Glass		
72	Realme c11 3/32, Tempered Glass		
73	Realme c11 3/32, Tempered Glass		
74	Realme c11 3/32, Tempered Glass		

Pembangkitan kandidat 1-itemset (C1) berdasarkan perhitungan *support count* dengan menggunakan persamaan 2.1. Sebagai contoh salah satu perhitungan nilai *support* adalah sebagai berikut. Berikut ini merupakan nilai *support* dari item Note 9 4/64.

$$Support (Advan G9 4/32) = \frac{2}{100} \times 100\% = 2\%$$

Hasil perhitungan *support* C1 yang lain dapat dilihat pada tabel 7.

**Tabel 7.** Perhitungan Support C1

Item	Count	Support
Advan g9 4/32	2	0,02
Samsung a01 Core 1/16	3	0,03
Tcl 43in Android	1	0,01
Vivo y30i	2	0,02
Note 9 4/64	5	0,05
Note 9 6/128	7	0,07
Reno 4 f 8/128	3	0,03
Vivo y12s 3/32	3	0,03
Nasa Plus 2/16	1	0,01
Realme c15 4/64	1	0,01
Samsung a10s 2/32	1	0,01
Polytron Sowcase 140	1	0,01

Redmi 9 4/64	4	0,04
Redmi 9c 4/64	7	0,07
Infinix Hot 9 Play 3/64	3	0,03
Tv Lg 32 Smart	1	0,01
Tv Coocaa 42 Android	1	0,01
Mesin Cuci Aqua Qw880xt	1	0,01
Note 9pro 8/128	5	0,05
Samsung m11 3/32	2	0,02
Realme c11 2/32	1	0,01
Vivo x50 8/128	1	0,01
Xiaomi Note 8 4/64	1	0,01
Ac Sharp 1/2 Pk	4	0,04
Infinix Hot 10	1	0,01
Reno 4 8/128	2	0,02
Mesin Cuci Polytron 1 Tabung Paw 75513	1	0,01
Kulkas Polytron 159	1	0,01
Realme 7 8/128	1	0,01
Oppo a15 3/32	1	0,01
Samsung m31 6/128	1	0,01
Redmi 8a Pro Ram 2/32	1	0,01
Realme c11 3/32	4	0,04
Note 9 Pro 6/64	1	0,01
Oppo a92 6/128	1	0,01
Mesin Cuci Aqua 881 Xt	1	0,01
Realme c17 6/256	1	0,01
Coocaa 43 Android	2	0,02
Mesin Cuci Lg t2108 8kg	1	0,01
Coocaa 55s6g Pro	1	0,01
Vivo v20 8/128	1	0,01
Mi Band 4, Nokia 150	1	0,01
Xiaomi Note 8 4/64	3	0,03
Infinix Smart 4 2/32	1	0,01
Samsung a21s 3/32	1	0,01
Vivo y20 3/64	1	0,01
Redmi 9 3/32	2	0,02
Samsung a11 3/32	1	0,01
Tv Lg 50 Smart Un70	1	0,01
Samsung a21s 6/64	1	0,01
Mesin Cuci Sharp 68mw	1	0,01
Hot 9 4/128	1	0,01
Ac Samsung 1 Pk	2	0,02
Oppo a52 6/128	1	0,01
Tv Samsung Led 24	1	0,01

Samsung 43 Tu6900	1	0,01
Realme Narzo 20 Pro 8/128	1	0,01
Mesin Cuci Sharp 65nt	2	0,02
Bracket Tv Standar	6	0,06
Tempered Glass	78	0,78
Mesin Cuci Sharp 1 Tabung 806	1	0,01
Kulkas Aqua Aqr d190	1	0,01
Mi Band 4	3	0,03
Ac Samsung 1/2 Pk	1	0,01
Keyboard Mini	2	0,02
Air Coller Pja55ty	1	0,01
Coocaaa 50in Smart Tv	1	0,01
Roda Kulkas	1	0,01
Freezer Box 220l	1	0,01

Hasil perhitungan C1 tersebut kemudian disaring berdasarkan nilai *support count* yang lebih besar atau sama dengan dari nilai *Minimum support* yang telah ditentukan sebelumnya yaitu sebesar 2% atau 0,02. Hasil dari penyaringan tersebut menghasilkan 1-Frequent *Itemset* (L1). Hasil penyaringan L1 dapat dilihat pada tabel 8.

Tabel 8. L1

<i>Item</i>	<i>Count</i>	<i>Support</i>
<i>Tempered Glass</i>	78	0,78
Note 9 6/128	7	0,07
Redmi 9c 4/64	7	0,07
Bracket Tv Standar	6	0,06
Note 9 4/64	5	0,05
Note 9pro 8/128	5	0,05
Redmi 9 4/64	4	0,04
Ac Sharp 1/2 Pk	4	0,04
Realme c11 3/32	4	0,04
Samsung a01 Core 1/16	3	0,03
Reno 4 f 8/128	3	0,03
Vivo y12s 3/32	3	0,03
Infinix Hot 9 Play 3/64	3	0,03
Xiaomi Note 8 4/64	3	0,03
Mi Band 4	3	0,03
Advan g9 4/32	2	0,02
Vivo y30i	2	0,02
Samsung m11 3/32	2	0,02
Reno 4 8/128	2	0,02
Coocaa 43 Android	2	0,02
Redmi 9 3/32	2	0,02
Ac Samsung 1 Pk	2	0,02
Mesin Cuci Sharp 65nt	2	0,02
Keyboard Mini	2	0,02

Hasil L1 dikombinasikan dan dimasukkan ke dalam tabel dengan menggunakan persamaan 2.4. Tabel kombinasi L1 akan membentuk C2. Tabel C2 dapat dilihat pada tabel 9.

Tabel 9 Tabel C2

Kombinasi Item	Count	Support
Redmi 9c 4/64 Tempered Glass	7	0,07
Note 9 6/128 Tempered Glass	7	0,07
Note 9pro 8/128 Tempered Glass	5	0,05
Note 9 4/64 Tempered Glass	5	0,05
Redmi 9 4/64 Tempered Glass	4	0,04
Realme c11 3/32 Tempered Glass	4	0,04
Xiaomi Note 8 4/64 Tempered Glass	3	0,03
Vivo y12s 3/32 Tempered Glass	3	0,03
Samsung a01 Core 1/16 Tempered Glass	3	0,03
Reno 4 f 8/128 Tempered Glass	2	0,02
Infinix Hot 9 Play 3/64 Tempered Glass	3	0,03
Vivo y30i Tempered Glass	2	0,02
Samsung m11 3/32 Tempered Glass	2	0,02
Reno 4 8/128 Tempered Glass	2	0,02
Redmi 9 3/32 Tempered Glass	2	0,02
Advan g9 4/32 Tempered Glass	2	0,02

Setelah dilakukan dua kali iterasi tersisa enam belas alamat pada tabel dengan 2-itemset. Frequent Itemset yang didapatkan yaitu (Redmi 9C 4/64, Note 9 6/128, Note 9Pro 8/128, Note 9 4/64, Redmi 9 4/64, Realme C11 3/32, Xiaomi Note 8 4/64, Vivo Y12S 3/32, Samsung A01 Core 1/16, Reno 4 F 8/128, Infinix Hot 9 Play 3/64, Vivo Y30I, Samsung M11 3/32, Reno 4 8/128, Redmi 9 3/32, Advan G9 4/32 dan Tempered glass ) dengan jumlah barang yang paling banyak laku terjual secara bersamaan adalah Redmi 9C 4/64 dan Tempered glass sebesar 7 dan Note 9 6/128 dan Tempered glass Sebesar 7.

Tabel 10 Perhitungan Association Rules

Kombinasi Item	Count	Support	Confidence
Redmi 9c 4/64 Tempered Glass	7	0,07	1,00
Note 9 6/128 Tempered Glass	7	0,07	1,00
Note 9pro 8/128 Tempered Glass	5	0,05	1,00
Note 9 4/64 Tempered Glass	5	0,05	1,00
Redmi 9 4/64 Tempered Glass	4	0,04	1,00

Realme c11 3/32 Tempered Glass	4	0,04	1,00
Xiaomi Note 8 4/64 Tempered Glass	3	0,03	1,00
Vivo y12s 3/32 Tempered Glass	3	0,03	1,00
Samsung a01 Core 1/16 Tempered Glass	3	0,03	1,00
Reno 4 f 8/128 Tempered Glass	2	0,02	0,67
Infinix Hot 9 Play 3/64 Tempered Glass	3	0,03	1,00
Vivo y30i Tempered Glass	2	0,02	1,00
Samsung m11 3/32 Tempered Glass	2	0,02	1,00
Reno 4 8/128 Tempered Glass	2	0,02	1,00
Redmi 9 3/32 Tempered Glass	2	0,02	1,00
Advan g9 4/32 Tempered Glass	2	0,02	1,00

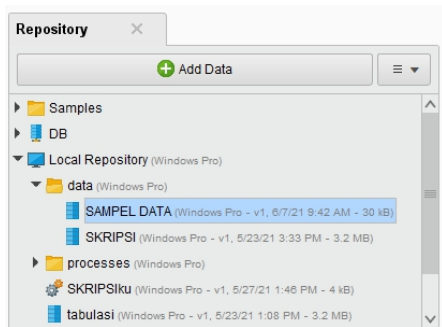
Hasil dari penyaringan confidence tersebut merupakan Association Rules yang memenuhi Minimum confidence lebih besar dari atau sama dengan 75% atau 0,75 sebagai berikut:

- [Redmi 9c 4/64] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Note 9 6/128] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Note 9pro 8/128] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Note 9 4/64] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Redmi 9 4/64] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Realme c11 3/32] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Xiaomi Note 8 4/64] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Vivo y12s 3/32] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Samsung a01 Core 1/16] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Infinix Hot 9 Play 3/64] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Vivo y30i] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Samsung m11 3/32] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Reno 4 8/128] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Redmi 9 3/32] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%
- [Advan g9 4/32] - [Tempered Glass] = Confidence: 100%

**d. Implementasi Rapid Miner**

**1. Import Data ke Repositories**

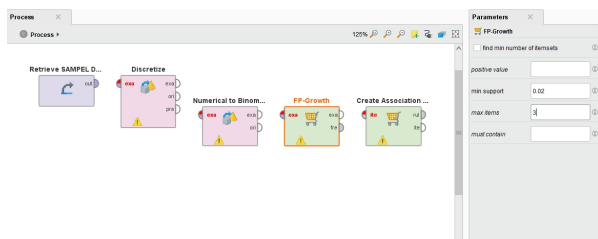
Pada tahap ini dilakukan persiapan data yang akan diolah, yaitu seluruh data transaksi penjualan yang telah di seleksi dari bulan Desember 2020-Februari 2021.



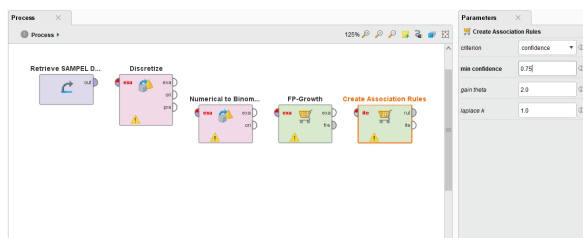
Gambar 1 Import Data ke Repositories

**2. Desain Operator**

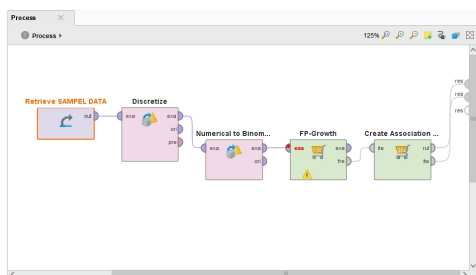
Proses yang dilakukan dalam tahap ini yaitu *drag and drop* tabel data ke dalam proses. Operator *numerical to binominal* untuk mengubah nilai atribut yang digunakan menjadi bentuk *binominal*. Selanjutnya menambahkan operator *fp-growth* dan operator *create Association Rules* dengan mengisi *Minimum support 0.02* pada operator *fp-growth* dan mengisi *Minimum confidence 0.75* pada operator *create Association Rules*. Setelah semua operator telah lengkap hubungkan seluruh operator.



Gambar 2 Pengisian Minimum Support



Gambar 3 Pengisian Minimum Confidence



Gambar 4 Desain Operator

**3. Hasil Frequent Itemset dan Associations Rules**

Proses ini adalah tahap terakhir dalam *data mining* rapidminer. Pada proses ini di temukan lima belas *Frequent Itemset* dan *Association Rules* yang memenuhi kriteria *Minimum support* dan *Minimum confidence*. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 5 untuk *Frequent Itemset* dan Gambar 6 untuk *Association Rules* yang terbentuk pada *rapidminer*.

No. of Sets: 40	Size	Support	Item 1	Item 2
Total Max. Size: 2	2	0.070	TEMPERED GLASS	REDMI 9C 4/64
Min. Size: 1	2	0.070	TEMPERED GLASS	NOTE 9 6/128
Max. Size: 2	2	0.050	TEMPERED GLASS	NOTE 9PRO 8/128
Contains Item:	2	0.050	TEMPERED GLASS	NOTE 9 4/64
Update View	2	0.040	TEMPERED GLASS	REDMI 9 4/64
	2	0.040	TEMPERED GLASS	REALME C11 3/32
	2	0.030	TEMPERED GLASS	XIAOMI NOTE 8 4/64
	2	0.030	TEMPERED GLASS	VIVO Y12S 3/32
	2	0.030	TEMPERED GLASS	SAMSUNG A01 CORE 1/16
	2	0.020	TEMPERED GLASS	RENO 4 F 8/128
	2	0.030	TEMPERED GLASS	INFINIX HOT 9 PLAY 3/64
	2	0.020	TEMPERED GLASS	VIVO Y30I
	2	0.020	TEMPERED GLASS	SAMSUNG M11 3/32
	2	0.020	TEMPERED GLASS	RENO 4 8/128
	2	0.020	TEMPERED GLASS	REDMI 9 3/32
	2	0.020	TEMPERED GLASS	ADVAN G9 4/32

Gambar 5 Frequent Itemset

**Association Rules**

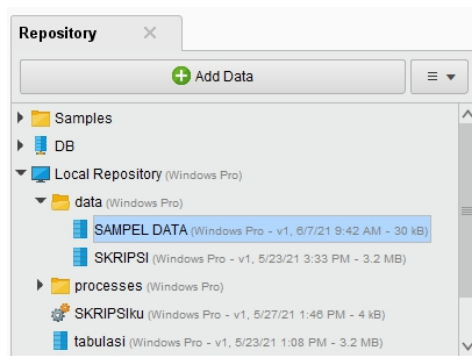
Association Rules  
 [REDMI 9C 4/64] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [NOTE 9 6/128] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [NOTE 9PRO 8/128] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [NOTE 9 4/64] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [REDMI 9 4/64] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [REALME C11 3/32] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [XIAOMI NOTE 8 4/64] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [VIVO Y12S 3/32] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [SAMSUNG A01 CORE 1/16] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [INFINIX HOT 9 PLAY 3/64] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [VIVO Y30I] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [SAMSUNG M11 3/32] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [RENO 4 8/128] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [REDMI 9 3/32] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)  
 [ADVAN G9 4/32] --> [TEMPERED GLASS] (confidence: 1.000)

Gambar 6. Association Rules

**e. Implementasi Keseluruhan Data**

**1. Import Data ke Repositories**

Pada tahap ini dilakukan persiapan data yang akan diolah, yaitu seluruh data transaksi penjualan yang telah di seleksi dari bulan Desember 2020-Februari 2021.



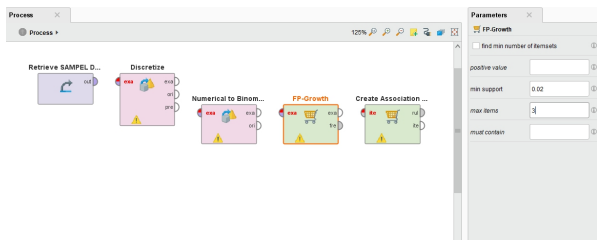
Gambar 7. Import Data ke Repositories

**2. Desain Operator**

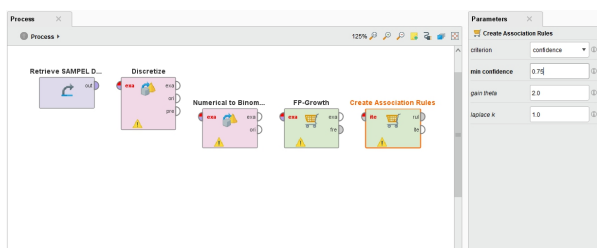
Proses yang dilakukan dalam tahap ini yaitu *drag and drop* tabel data ke dalam proses. Operator *numerical to binominal* untuk mengubah nilai atribut yang



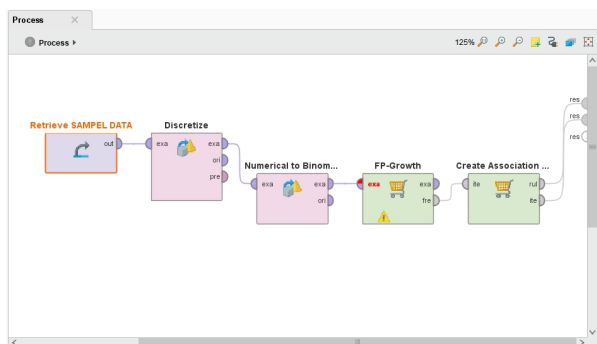
digunakan menjadi bentuk *binominal*. Selanjutnya menambahkan operator *fp-growth* dan operator *create Association Rules* dengan mengisi *Minimum support 0.02* pada operator *fp-growth* dan mengisi *Minimum confidence 0.75* pada operator *create Association Rules*. Setelah semua operator telah lengkap hubungkan seluruh operator.



Gambar 8. Pengisian *Minimum Support*



Gambar 9. Pengisian *Minimum Confidence*



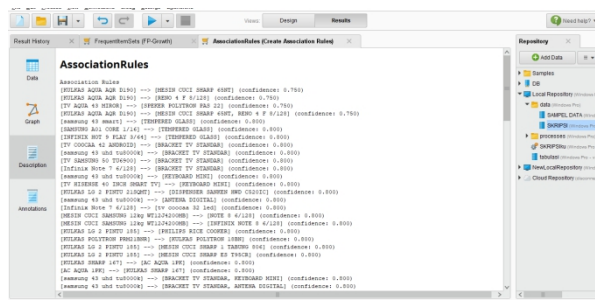
Gambar 10. Desain Operator

3. Hasil *Frequent Itemset* dan *Associations Rules*

Proses ini adalah tahap terakhir dalam *data mining rapidminer*. Pada proses ini di temukan lima belas *Frequent Itemset* dan *Association Rules* yang memenuhi kriteria *Minimum support* dan *Minimum confidence*. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 10 untuk *Frequent Itemset* dan Gambar 11 untuk *Association Rules* yang terbentuk pada *rapidminer*.

Size	Support	Item 1	Item 2	Item 3	Item 4
4	0.002	TEMPERED GLASS	NOTE 9 404	OPPO A15 3/32	samsung a51 9/128
4	0.002	BRACKET TV STANDAR	KEYBOARD MINI	ANTENA DIGITAL	samsung 43 uhd u8000i
4	0.003	TV SAMSUNG 32 SMART	KULKAS SHARP 238MG	AC SAMSUNG 1/2 PK	Polytron Soundbar 9506
4	0.001	DISPENSER SANKEN HWD CS...	KULKAS SHARP 238MG	BRACKET TV BESAR 55-70	POLYTRON 50 SMART
4	0.002	DISPENSER SANKEN HWD CS...	TV COOCHA 5055G PRO	KULKAS LG 2 PRINTU 2150MT	MESIN CUCI SAMSUNG WA90SW
4	0.002	PHILIPS RICE COOKER	MESIN CUCI SHARP 1 TABUNG...	MESIN CUCI SHARP ES T9SCR	KULKAS LG 2 PRINTU 185

Gambar 11. *Frequent Itemset*



Gambar 12. *Association Rules*

Berdasarkan hasil yang telah didapatkan maka dapat dilihat bahwa antara perhitungan manual dan rapid Miner menghasilkan rules yang sama. Setelah mengetahui pola belanja konsumen yang terjadi pada CV Rey Gasendra maka penulis menyarankan kepada pemilik toko agar menyediakan stok lebih banyak untuk item *Tempered Glass* dan Bracket TV Standar karena selama periode Desember 2020 sampai dengan Februari 2021 item tersebut paling laku terjual dengan kombinasi barang lainnya yaitu *handphone* dan televisi. Strategi yang dapat dilakukan setelah mengetahui pola belanja konsumen tersebut yaitu dengan menawarkan barang yang kemungkinan yang akan dibeli secara bersamaan.

5. Kesimpulan dan Saran

a. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan maka dalam penelitian ini dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Dengan menggunakan algoritma apriori membantu toko mengetahui pola belanja konsumen dan item yang sering dibeli oleh konsumen.
2. Hasil pengujian yang dilakukan yaitu dengan membandingkan antara perhitungan secara manual dengan perhitungan yang dilakukan menggunakan tools *rapidminer* dengan 100 data sampel menghasilkan hasil yang sama yaitu terdapat lima belas *rules*.

b. Saran

Berdasarkan hasil penelitan, penulis memberikan saran untuk:

1. CV Rey Gasendra
 

Setelah mengetahui pola belanja konsumen yang terjadi pada CV Rey Gasendra maka penulis menyarankan kepada pemilik toko agar menyediakan stok lebih banyak untuk item *Tempered Glass* dan Bracket TV Standar karena selama periode Desember 2020 sampai dengan Februari 2021 item tersebut paling laku terjual dengan kombinasi barang lainnya yaitu *handphone* dan televisi. Strategi yang dapat dilakukan setelah mengetahui pola belanja konsumen tersebut yaitu dengan menawarkan barang yang kemungkinan yang akan dibeli secara bersamaan.
2. Peneliti Selanjutnya
 

Saran yang diberikan untuk peneliti selanjutnya adalah melakukan perbandingan dengan menggunakan



algoritma lain untuk menguji dan mendapatkan kesimpulan bahwa algoritma apriori berkinerja dengan baik dalam menentukan *Frequent Itemset*.

#### Daftar Pustaka

- [1] Lestari, A. F., Hafiz, M., Bina, U., Informatika, S., & Kunci, K. (2020). *Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Barbar Warehouse*. 96–105.
- [2] Luhur, U. B., Raya, J. C., Utara, P., & Selatan, J. (2020). *Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat 1,2*. 7(2).
- [3] Sari, Y. R., Sudewa, A., Lestari, D. A., & Jaya, T. I. (n.d.). Penerapan Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Kemiskinan Provinsi Banten Menggunakan Rapidminer. *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, 5(2), 192–198.
- [4] Sinaga, A. S. R. M. (n.d.). Implementasi Data Mining Penjualan Produk Pakaian Dengan Algoritma Apriori. *Indonesian Journal of Applied Informatics*, 4(1), 23–29.
- [5] Lestari, A., & Hafiz, M. (2020). Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Penjualan Barbar Warehouse. *Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, 5, 96. <https://doi.org/10.35314/isi.v5i1.1317>
- [6] Sutradana, G. C., & Wahyudi, M. D. R. (2017). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pengaruh Lama Studi Mahasiswa Teknik Informatika Uin Sunan. *JISKa*, 1(3), 153–162.
- [7] Timba, K. K. (2020). *PENJUALAN PRODUK ELEKTRONIK BERBASIS WEB PADA TOKO*. 1(01), 10–15.
- [8] Valle, M. A., Ruz, G. A., & Morrás, R. (2018). Market basket analysis: Complementing association rules with minimum spanning trees. *Expert Systems with Applications*, 97, 146–162. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.028>
- [9] Yanto, R., & Kesuma, H. Di. (2017). Pemanfaatan Data Mining Untuk Penempatan Buku Di Perpustakaan Menggunakan Metode Association Rule. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 4(1), 1–10. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v4i1.83>
- [10] Aldino, A. A., Darwis, D., Prastowo, A. T., & Sujana, C. (2021). Implementation of K-Means Algorithm for Clustering Corn Planting Feasibility Area in South Lampung Regency. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012038>
- [11] Darwis, D., & Yuniarwati, . (2016). Audit Tata Kelola Teknologi Informasi Menggunakan Framework COBIT 4.1 sebagai Upaya Peningkatan Keamanan Data pada Dinas Pendidikan dan Kebudayaan Kabupaten Pesawaran. *Explore: Jurnal Sistem Informasi Dan Telematika*, 7(1). <https://doi.org/10.36448/jsit.v7i1.770>
- [12] Darwis, D., & Yusiana, T. (2016). Penggunaan Metode Analisis Historis untuk Menentukan Anggaran Produksi. *EXPERT: Jurnal Manajemen Sistem Informasi Dan Teknologi*, 6(2). <https://doi.org/10.36448/jmsit.v6i2.771>
- [13] Kumala, N. K. R., Puspaningrum, A. S., & Setiawansyah, S. (2020). E-Delivery Makanan Berbasis Mobile (Studi Kasus: Okonomix Kedaton Bandar Lampung). *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 1(2), 105–110.
- [14] Miswanto, Sulistiani, H., & Damayanti. (2020). Penerapan Metode Cost And Benefit Analysis Dalam Pengukuran Investasi Teknologi Informasi ( Study Kasus : Cv Laut Selatan Jaya ) The Application of Cost and Benefit Analysis Methods in Measuring Information Technology Investment ( Case Study : CV Laut Sel. *Jurnal Tekno Kompak*, 14(1), 54–61.
- [15] Setiawansyah, S., Adrian, Q. J., & Devija, R. N. (2021). Penerapan Sistem Informasi Administrasi Perpustakaan Menggunakan Model Desain User Experience. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 11(1), 24–36. <https://doi.org/10.34010/jamika.v11i1.3710>
- [16] Sistem, P., Geografis, I., & Pendonor, U. (2018). Jurnal Sains dan Informatika. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 4(1), 67–77. <https://doi.org/10.22216/jsi.v4i1>
- [17] Sulistiani, H., Miswanto, M., Alita, D., & Dellia, P. (2020). Pemanfaatan Analisis Biaya Dan Manfaat Dalam Perhitungan Kelayakan Investasi Teknologi Informasi. *Edutic - Scientific Journal of Informatics Education*, 6(2). <https://doi.org/10.21107/edutic.v6i2.7220>
- [18] Sulistiani, H., & Tjahyanto, A. (2017). Comparative Analysis of Feature Selection Method to Predict Customer Loyalty. *IPTEK Journal of Engineering*, 3(1), 1. <https://doi.org/10.12962/joe.v3i1.2257>
- [19] Sulistiani, H., Yuliani, A., Hamidy, F., Indonesia, U. T., Ratu, L., Lampung, K. B., & Akuntansi, S. I. (2021). *Perancangan Sistem Informasi Akuntansi Upah Lembur Karyawan Menggunakan Extreme Programming*. 6(1), 1–14.
- [20] Suryono, R. R., Darwis, D., & Gunawan, S. I. (2018). Audit Tata Kelola Teknologi Informasi Menggunakan Framework Cobit 5 (Studi Kasus: Balai Besar Perikanan Budidaya Laut Lampung). *Jurnal Teknoinfo*, 12(1), 16. <https://doi.org/10.33365/jti.v12i1.38>