

Implementasi Data Mining Pada Pola Penjualan Ulos dengan Menggunakan Metode Apriori

Femmy Fitria

Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Budidarma, Medan, Indonesia

Email: femmyfitria77@gmail.com

Abstrak—Seiring dengan berkembangnya teknologi informasi yang semakin hari semakin maju, membuat semakin berkembang pula kemampuan dalam menyelesaikan masalah yang ada. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Algoritma Apriori dalam transaksi penjualan ulos di Graha Ulos Songket Medan. Selain itu, penelitian ini akan menguji akurasi pola penjualan berdasarkan Algoritma Apriori dengan menggunakan Rapidminer. Tujuan akhirnya adalah memberikan wawasan berharga untuk meningkatkan strategi penjualan dan kepuasan pelanggan di Graha Ulos Songket Medan. Dalam pola penjualan pada Graha Ulos Songket Medan masih banyak kendala yang sering terjadi. Salah satunya yaitu dalam pengumpulan data transaksi pola penjualan masih tergolong manual sehingga mengerjakannya membutuhkan waktu yang lama. Untuk mengatasi masalah yang terjadi, diperlukan data mining dengan metode Algoritma Apriori untuk pola penjualan ulos tersebut. Dengan hasil penelitian tersebut di harapkan dapat memudahkan karyawan untuk melakukan pengumpulan data transaksi pola penjualan pada Graha Ulos Songket Medan. Pada studi ini dihitung melalui tiga tahap iterasi pembentukan kandidat k-itemset. Aturan yang terbentuk dapat digunakan pengelola bisnis Graha Ulos Songket Medan untuk pengambilan keputusan dalam usaha meningkatkan nilai penjualan.

Kata Kunci: Algoritma Apriori; Data Mining; Pola Penjualan

Abstract—As information technology continues to advance, the ability to solve existing problems is also evolving. This research aims to implement the Apriori Algorithm in the sales transactions of "ulos" (traditional cloth) at Graha Ulos Songket Medan. Additionally, the study will test the accuracy of sales pattern using the Apriori Algorithm through the utilization of Rapidminer. The ultimate goal is to provide valuable insights to enhance sales strategies and customer satisfaction at Graha Ulos Songket Medan. In the sales patterns at Graha Ulos Songket Medan, several challenges are frequently encountered. One of these challenges is the manual collection of transaction data, leading to time-consuming processes. To address these issues, data mining with the Apriori Algorithm is required to analyze the sales patterns of "ulos". The findings of this research are expected to streamline the process of collecting transaction data for sales patterns at Graha Ulos Songket Medan. The study involves three iterations in forming candidate k-itemsets. The resultant rules can be utilized by the management of Graha Ulos Songket Medan for decision-making aimed at boosting sales.

Keywords: Apriori Algorithm; Data Mining; Sales Pattern

1. PENDAHULUAN

Penjualan merupakan suatu aktivitas dalam menjual produk atau jasa. Penjualan juga dapat diartikan dengan proses pemenuhan kebutuhan konsumen dalam menunjang kebutuhan sehari-harinya[1]. Proses penjualan menjadi salah satu tolak ukur apakah bisnis berjalan lancar atau tidak. Bila penjualan mendapatkan angka yang tinggi, artinya pelanggan banyak yang membutuhkan barang atau jasa yang dijual, jika mendapatkan angka yang lebih kecil artinya ada kesalahan yang terdapat pada produk atau mungkin pembisnis tidak mencapai target pasar yang tepat[2].

Pemanfaatan teknologi yang semakin pesat saat ini sangat berdampak baik untuk suatu perusahaan maupun pembisnis dalam menjalankan usahanya. Proses penjualan dengan memanfaatkan teknologi ini dilakukan untuk mempermudah proses penjualan produk yang ditawarkan. Salah satu perusahaan yang telah menggunakan cara ini adalah perusahaan Graha Ulos Songket Medan.

Graha Ulos Songket Medan merupakan salah satu perusahaan yang bergerak dibidang retail. Graha Ulos Songket Medan menyediakan berbagai jenis produk dari berbagai supplier seperti tas, sepatu, kemeja, aksesoris, ulos dan lainnya. masih dilakukan secara manual. Informasi ketersediaan data penjualan yang besar belum digunakan semaksimal mungkin. Selama ini dalam memprediksi omset harian pada Graha Ulos Songket Medan hanya mengandalkan perhitungan secara manual saja. Belum ada perhitungan yang memanfaatkan teknologi komputer untuk membantu memprediksi omset harian kedepannya. Oleh sebab itu, proses manual tersebut banyak membutuhkan waktu, sehingga banyak terjadi kesalahan karyawan saat melakukan pengecekan barang yang terjual. Hal tersebut membuat pemilik Graha Ulos Songket Medan kesulitan melakukan pengecekan dan mengontrol pengeluaran barang maupun penyimpanan sisa stock barang. Berdasarkan penelitian terdahulu mengatakan bahwa penjualan adalah proses sosial manajerial dimana individu dan kelompok mendapatkan apa yang mereka butuhkan dan inginkan, menciptakan, menawarkan, dan mempertukarkan produk yang bernilai dengan pihak lain. Penjualan juga bermanfaat untuk memenuhi atau memuaskan kebutuhan dan keinginan melalui proses pertukaran.

Berdasarkan penelitian terdahulu mengatakan bahwa Pola penjualan adalah konsep lugas yang diantaranya berupa usaha membujuk pelanggan untuk sebuah produk. Salah satu cara yang dapat digunakan untuk mengetahui pola penjualan sebuah perusahaan adalah memanfaatkan database untuk menggali informasi yang ada di dalam database transaksi transaksi penjualan perusahaan. Teknik tersebut umumnya disebut dengan data mining.

Data mining adalah proses yang mempekerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (machine learning) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (knowledge) secara otomatis. Definisi lain diantaranya adalah pembelajaran berbasis induksi (induction-based learning) adalah proses pembentukan definisi-definisi konsep umum yang dilakukan dengan cara mengobservasi contoh-contoh spesifikasi dari konsep-konsep yang akan dipelajari. Knowledge

Discovery in Databases (KDD) adalah penerapan metode saintifik pada data mining. Dalam konteks ini data mining merupakan satu langkah dari proses KDD[3][4].

Berdasarkan penelitian terdahulu mengatakan bahwa data mining didefinisikan sebagai sebuah proses untuk menemukan hubungan, pola dan trend baru yang bermakna dengan menyaring data yang sangat besar, yang tersimpan 3 dalam penyimpanan, menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika[5][6]. Salah satu metode peramalan dalam data mining adalah algoritma apriori. Berdasarkan penelitian sebelumnya, menyimpulkan bahwa algoritma apriori merupakan salah satu algoritma klasik data mining. Algoritma apriori digunakan agar dapat mempelajari aturan asosiasi, mencari pola hubungan antar satu atau lebih item dalam suatu dataset. Algoritma pengambilan data dengan aturan asosiatif (*Association rule*) untuk menentukan hubungan asosiatif suatu kombinasi item. Association Rule yang dimaksud dilakukan melalui mekanisme perhitungan support dan confidence dari suatu hubungan item. Sebuah rule asosiasi dikatakan interesting jika nilai support adalah lebih besar dari minimum support dan juga nilai confidence adalah lebih besar dari minimum confidence[7]. Metode Algoritma Apriori diterapkan bila terdapat beberapa hubungan item yang ingin dianalisis. Salah satunya yang bisa diterapkan adalah di dalam bidang penjualan.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, menyimpulkan bahwa apriori merupakan algoritma yang banyak digunakan untuk menentukan pola hubungan antar produk yang sering dibeli dalam suatu toko atau swalayan. Pemetaan association rule yang dihasilkan algoritma ini digunakan untuk mengatur meletakkan barang-barangnya dalam tempat yang strategis agar pembeli lebih mudah menjumpainya.

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, maka penelitian ini mencoba menguraikan bagaimana pemanfaatan algoritma apriori untuk mengetahui pola-pola penjualan perusahaan Graha Ulos Songket Medan dengan memanfaatkan database transaksi penjualan perusahaan tersebut, sehingga informasi yang didapatkan dapat dimanfaatkan sebagai salah satu solusi penetapan strategi pemasaran pada perusahaan. Proses penerapannya akan dibahas dan diuraikan dalam penelitian ini dengan judul “Implementasi Data Mining Pada Pola Penjualan Ulos Dengan Menggunakan Metode Apriori”.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Data Mining

Data Mining adalah langkah analisis terhadap proses penemuan pengetahuan didalam basis data atau knowledge discovery in databases yang disingkat KDD. Pengetahuan bisa berupa pola data atau relasi antar data yang valid (yang tidak diketahui sebelumnya). Data mining dapat juga didefinisikan sebagai proses untuk menganalisa data dari yang berbeda dan menyimpulkannya menjadi informasi atau pengetahuan atau pola yang penting untuk meningkatkan keuntungan, memperkecil biaya pengeluaran, atau bahkan keduanya[8][9][10].

2.2 Penjualan

Penjualan adalah suatu usaha yang terpadu untuk mengembangkan strategi yang diarahkan pada usaha pemuasan kebutuhan dan keinginan pembeli, guna mendapatkan penjualan yang menghasilkan laba. Tujuan utama penjualan yaitu mendatangkan keuntungan atau laba dari produk atau barang yang dialihkan produsennya dengan pengolaan yang baik. Berdasarkan penelitian sebelumnya, mengatakan bahwa penjualan adalah suatu usaha yang terpadu untuk mengembangkan rencana-rencana strategis yang diarahkan pada usaha pemuasan kebutuhan dan keinginan pembeli, guna mendapatkan penjualan yang menghasilkan laba[11][12].

2.3 Algoritma Apriori

Algoritma apriori merupakan algoritma dasar yang diusulkan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994 untuk penentuan frequent itemsets untuk aturan asosiasi boolean. Algoritma apriori merupakan salah satu algoritma yang melakukan pencarian frequent itemset dengan melakukan teknik association rule[13][14]. Terdapat dua ukuran kepercayaan yang menunjukkan kepastian dan tingkat kegunaan suatu rule yang ditemukan[15], yaitu:

a. Support

Support (dukungan) merupakan suatu ukuran yang menunjukkan seberapa besar dominasi suatu item atau itemset dari keseluruhan.

b. Confidence

Confidence (tingkat kepercayaan) adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar item secara conditional (misalnya seberapa sering item B dibeli jika orang membeli item A).

Umumnya association rule yang didapatkan menarik apabila rule tersebut memahami baik minimum support maupun minimum confidence yang telah ditentukan oleh user. Metode dasar analisis terbagi menjadi dua tahap, yaitu:

a. Analisa pola frekuensi tinggi

Adalah tahap dimana pembentukan koordinasi item yang memenuhi syarat minimum support yang telah ditentukan sebelumnya, Nilai support pada suatu itemser dapat diperoleh dengan menggunakan sebuah rumus di bawah ini :

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ Mengandung\ A}{Total\ Transaksi} * 100 \quad (1)$$

Rumus tersebut memiliki arti untuk menentukan nilai support pada satu item jumlah transaksi yang mengandung item X dibagi dengan jumlah transaksi yang ada pada database. Sedangkan pada dua itemset atau lebih diperoleh dengan rumus :

$$\text{Support } (A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Total Transaksi}} * 100 \quad (2)$$

Pada rumus tersebut digunakan untuk menentukan nilai support pada dua itemset atau lebih, jumlah transaksi yang mengandung item X dan Y dibagi dengan total transaksi yang terjadi pada database.

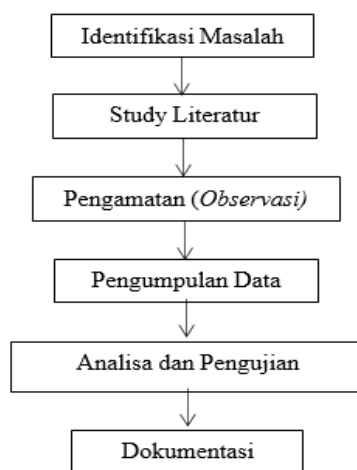
- b. Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan asosiatif A_B Nilai confidence dari aturan A_B diperoleh dari rumus berikut:

$$\text{Confidence } P(B|A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}} * 100 \quad (3)$$

Untuk menentukan aturan asosiasi yang akan dipilih maka harus diurutkan berdasarkan Support x confidence. Aturan diambil sebanyak n aturan yang memiliki hasil terbesar.

2.4 Tahapan Penelitian

Suatu metode penelitian memiliki rancangan penelitian tertentu. Rancangan ini menggambarkan langkah- langkah yang dilakukan mulai dari awal penelitian sampai akhir penelitian, waktu pelaksanaan penelitian serta data yang dikumpulkan. Pengumpulan data dan informasi yang dibutuhkan didapatkan dengan melakukan penelitian secara langsung pada Graha Ulos Songket Medan dan melakukan wawancara dengan pihak perusahaan. Adapun kerangka yang penulis lakukan dapat dilihat pada gambar 1 berikut :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

- Mengidentifikasi Masalah**
Pada tahapan ini merupakan tahapan yang bertujuan untuk dapat mendukung, memperkirakan dan menguraikan apa yang sedang menjadi masalah pada penjualan ulos.
- Studi Literatur**
Pada tahap ini dilakukan studi tentang teori-teori yang berguna sebagai acuan dalam menyelesaikan masalah yang bertujuan untuk mendapatkan referensi- referensi yang bisa mendukung dalam memecahkan permasalahan yang ada
- Pengamatan (Observasi)**
Peneliti melakukan Pengamatan langsung ke tempat lokasi penelitian dan menganalisis berdasarkan kebutuhan yang berhubungan dengan Graha Ulos Songket
- Pengumpulan Data**
Tahap ini merupakan pengumpulan data guna untuk syarat melakukan penelitian. Pengumpulan data dilakukan dengan cara menanyakan langsung kepada pihak perusahaan.
- Analisa dan Pengujian**
Upaya menentukan catatan berdasarkan hasil observasi dan study literature untuk memahami tentang penelitian yang diteliti sebagai temuan untuk orang lain, juga menerapkan metode Algoritma Apriori setelah melakukan proses analisa data di Graha Ulos Songket.
- Dokumentasi**
Dokumentasi adalah sebuah bukti dengan menampilkan file-file yang akurat.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisa

Pada analisa penerapan metode ini peneliti akan menyajikan data yang diperoleh dari hasil wawancara yang dilakukan oleh peneliti pada objek penelitian yaitu Graha Ulos Songket Medan. Data penjualan di Graha Ulos Songket saat ini sudah cukup banyak tetapi dalam pencatatan datanya dimana segala proses menginput data dan menyimpan data masih secara tertulis, sehingga memakan waktu yang sangat lama.

Dengan adanya metode algoritma apriori ini akan dapat membantu perusahaan untuk menjual ulos pada tahun tahun berikutnya. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data penjualan ulos satu tahun terakhir yaitu dari Januari - Oktober 2021 yang dapat dilihat pada table berikut :

Tabel 1. Data Penjualan Ulos Pada Bulan Januari-Oktober 2021

Graha Ulos Songket Medan				
No	Nama Barang	Bulan	Banyak Terjual	Harga
1	Tts	Januari	5	1.500.000
	Lotus	Januari	2	1.800.000
	Brokat	Januari	10	180.000
2	Semi Sutra	Februari	5	650.000
	Holong	Februari	2	1.400.000
	Brokat	Februari	10	180.000
3	Semi Sutra	Maret	4	650.000
	Premium	Maret	3	850.000
	Lotus	Maret	3	1.400.000
4	Ragihotang	April	2	1.000.000
	Tts Kristal	April	1	2.500.000
	Brokat	April	8	180.000
5	Tekstur	Mei	4	950.000
	Brokat	Mei	10	180.000
6	Semi Sutra	Juni	5	650.000
	Tts Berlian	Juni	1	2.800.000
	Brokat	Juni	10	180.000
7	Semi Sutra	Juli	5	650.000
	Tekstur	Juli	3	950.000
	Brokat	Juli	8	180.000
8	Semi Sutra	Agustus	4	650.000
	Premium	Agustus	2	850.000
	Tekstur	Agustus	2	950.000
9	Tts	September	5	1.500.000
	Brokat	September	8	180.000
	Holong	September	2	1.400.000
10	Semi Sutra	Oktober	3	650.000
	Ragihotang	Oktober	3	1.000.000
	Brokat	Oktober	8	180.000

Pada tabel ini, disajikan data penjualan produk-produk dari Graha Ulos Songket Medan selama beberapa bulan. Setiap produk memiliki informasi tentang bulan penjualan, jumlah terjual, dan harga. Produk-produk seperti "Tts," "Lotus," "Brokat," "Semi Sutra," "Holong," "Premium," "Ragihotang," dan "Tekstur" terjual dengan jumlah yang bervariasi pada bulan-bulan yang berbeda. Data ini memberikan gambaran mengenai pola penjualan dan popularitas produk-produk tersebut selama periode waktu yang tertentu.

Berikut adalah akumulasi data transaksi periode bulan Januari sampai bulan Oktober 2021 pada Graha Ulos Songket Medan. Data tersebut adalah data sample dari data transaksi sebanyak 10 bulan yang akan dilakukan pengujiannya :

Tabel 2. Data Transaksi Produk

Bulan	Itemset
Januari	Tts, Lotus, Brokat
Februari	Semi Sutra, Holong, Brokat
Maret	Semi Sutra, Premium, Lotus
April	Ragihotang, Tts Kristal, Brokat
Mei	Tekstur, Brokat
Juni	Semi Sutra, Tts Berlian, Brokat

Bulan	Itemset
Juli	Semi Sutra, Tekstur, Brokat
Agustus	Semi Sutra, Premium, Tekstur
September	Tts, Brokat, Holong
Oktober	Semi Sutra, Ragihotang, Brokat

Tabel 2 menunjukkan data transaksi produk per bulan. Data ini mencakup daftar item yang terjual dalam setiap bulan, seperti "Tts," "Lotus," "Brokat" pada Januari, "Semi Sutra," "Holong," "Brokat" pada Februari, dan seterusnya. Informasi ini menggambarkan pola pembelian item yang sering terjadi dalam berbagai bulan.

Tabel 3. Data Produksi

Data	Biaya Produksi	Stok Barang	Persediaan	Pendapatan	Penjualan
1	20212024	10253	8343	17723679	8256
2	19115131	9867	7025	16902180	7207
...	...	...	...	...	...
27	22213173	3570	2691	15474674	1492
28	27916329	7483	2763	21557557	6745
29	28933799	3132	2912	19855681	4523
...	...	...	...	...	...
53	17851654	7764	3696	11276637	6983
54	22453283	7327	3766	15754332	8564
55	25743271	8554	3545	20546843	5344

Data diatas merupakan daftar produk sebanyak 55 jenis produk. Variabel diambil sebanyak 5, yakni : biaya produksi (X0), stok barang (X1), persediaan (X2), pendapatan (X3), penjualan (X4) dan jumlah produksi (Y), tabel di bawah merupakan tabel dengan menggunakan 5 variabel.

Keseluruhan data berjumlah 55, data dibagi jadi data pelatihan 70%, 80%, 90%. Data pelatihan 70% memiliki total 38, untuk persentase 80% memiliki total 44, untuk persentase 90% memiliki total 49. Untuk data dibedakan menjadi pelatihan data dan uji data. Dalam melakukan prediksi persediaan barang dengan menggunakan lapisan jaringan *Elman* untuk melihat tingkat kesalahan dipergunakan pertukaran data, sehingga dilakukan perhitungan dengan dasar pelatihan serta pengujian yang berbeda. Di dalam pemisahan data menggunakan persentase 90 : 10, 80 : 20 serta 70 : 30.

2.2 Penerapan Metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN)

Pada tahapan proses dengan menggunakan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dapat dilakukan dengan normalisasi data inputan, selanjutnya melakukan proses perhitungan dengan menggunakan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN). Proses prediksi dilakukan setelah mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi terbaik. Berdasarkan *variable* masukan dan target yang ingin dicapai maka dapat digambarkan arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN), dapat dilihat pada gambar 2 di bawah ini

a. Proses Pelatihan

Dalam proses perhitungan dengan menggunakan data latih ke 1 pada tahap pembagian data latih 90% proses akan berhenti atas dasar toleransi *error* dan jumlah *epoch* yang ditentukan. Untuk mendapatkan hasil *epoch* dilakukan langkah-langkah seperti di bawah ini.

Epoch 1,

- 1) Langkah 1 : Menentukan *learning rate*, toleransi *rate hidden layer* dan *max epoch*. Berikut ini adalah perhitungan data latih yang ditentukan pada penelitian ini.

$$Epoch = 300$$

$$Learning\ rate (\alpha) = 0.5$$

$$Toleransi\ error = 0,0001$$

$$Hidden\ layer = 6$$

- 2) Langkah 2 : Normalisasi Data

Berikut ini adalah perhitungan normalisasi data 1 berdasarkan atas pembagian data latih 90%.

$$Data\ 1 : X1 = 20212024\ X2 = 10253\ X3 = 8343\ X4 = 17723679\ X5 = 8256$$

$$x0 = \frac{20212024 - 15217768}{33128260 - 15217768} = 0,2788$$

$$x1 = \frac{10253 - 2235}{12974 - 2235} = 0,7466$$

$$x2 = \frac{8343 - 1007}{10301 - 1007} = 0,7893$$

$$x3 = \frac{17723679 - 10858287}{25858110 - 10858287} = 0,4576$$

$$x4 = \frac{8256 - 2752}{9879 - 2752} = 0,8065$$

Setelah dilakukan tahapan normalisasi selanjutnya hasil normalisasi berdasarkan data pada tabel 1, maka hasil normalisasi data latih 90% dapat dilihat pada tabel 4.6 di bawah ini.

Tabel 4. Normalisasi data latih 90%

Data	X0	X1	X2	X3	X4	Y
1	0.2788	0.7466	0.7893	0.4661	0.8065	0.9317
2	0.2176	0.7107	0.6475	0.4122	0.6814	0.7812
3	0.2408	0.7024	0.7740	0.4006	0.8327	0.8817
4	0.2241	0.8010	0.8765	0.3595	0.9930	1.0000
...	...	...	...	...	...	...
36	0.7750	0.5322	0.4892	0.7171	0.6399	0.5896
37	0.4631	0.5802	0.4248	0.5587	0.4987	0.4705

Tabel 4 menunjukkan data latih yang telah dinormalisasi untuk suatu tugas. Setiap baris mewakili satu titik data dengan nilai fitur yang telah dinormalisasi, yaitu X0 hingga X4, serta nilai target Y. Data set ini terdiri dari 37 entri, dan setiap entri mencakup nilai-nilai fitur dan variabel target.

3) Langkah 3 : Inisialisasi Bobot Awal

Memberikan nilai awal dengan acak untuk keseluruhan bobot awal ke *hidden layer* dan bobot ke *hidden output*. Berikut ini merupakan nilai bobot awal yang telah ditentukan dalam penelitian ini.

Bobot awal *input* ke *hidden*

$$V_{01} = 0.2 \quad V_{11} = 0.3 \quad V_{21} = 0.5 \quad V_{31} = 0.4 \quad V_{41} = 0.3 \quad V_{51} = 0.6$$

$$V_{02} = 0.3 \quad V_{12} = 0.4 \quad V_{22} = 0.4 \quad V_{32} = 0.4 \quad V_{42} = 0.6 \quad V_{52} = 0.4$$

$$V_{03} = 0.5 \quad V_{13} = 0.4 \quad V_{23} = 0.6 \quad V_{33} = 0.4 \quad V_{43} = 0.3 \quad V_{53} = 0.6$$

$$V_{04} = 0.5 \quad V_{14} = 0.3 \quad V_{24} = 0.5 \quad V_{34} = 0.6 \quad V_{44} = 0.2 \quad V_{54} = 0.5$$

$$V_{05} = 0.4 \quad V_{15} = 0.5 \quad V_{25} = 0.4 \quad V_{35} = 0.3 \quad V_{45} = 0.4 \quad V_{55} = 0.5$$

$$V_{06} = 0.2 \quad V_{16} = 0.3 \quad V_{25} = 0.4 \quad V_{35} = 0.3 \quad V_{45} = 0.4 \quad V_{55} = 0.5$$

Bobot awal *hidden* ke *output*

$$W_1 = 0.5 \quad W_2 = 0.3 \quad W_3 = 0.5 \quad W_4 = 0.5 \quad W_5 = 0.4 \quad W_6 = 0.6$$

Bias *hidden* ke *output*

$$W_0 = 0.4$$

4) Langkah 4 : Hitung semua sinyal *input* ke *hidden*

Pada langkah ini tiap unit *hidden layer* ditambahkan dengan *input* (dari hasil normalisasi) yang dikalikan dengan bobot selanjutnya dilakukan kombinasi dengan *context layer* yang dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan dengan bias.

$$Net_1 = (0.2788 \times 0.3) + (0.7466 \times 0.5) + (0.7893 \times 0.4) + (0.4661 \times 0.3) + (0.8964 \times 0.6) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.5) + (1.396431 \times 0.4) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.6) + 0.2 = 5.0567951$$

$$Net_2 = (0.2176 \times 0.3) + (0.7107 \times 0.5) + (0.6475 \times 0.4) + (0.4122 \times 0.3) + (0.6814 \times 0.6) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.5) + (1.396431 \times 0.4) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.6) + 0.2 = 4.34433573$$

Setelah dilakukan perhitungan diatas maka diperoleh hasil net_1 sampai net_6 pada data 1, maka dapat dilihat seperti tabel di bawah ini.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Sinyal *Input* ke *Hidden*

Hasil Perhitungan Net	
net_1	5.0567951
net_2	4.34433573
net_3	4.81534
net_4	5.22458
net_5	4.32068
net_6	3.95595

Tabel 5 menunjukkan hasil dari perhitungan nilai net untuk setiap sinyal masukan ke lapisan tersembunyi dalam suatu sistem atau model. Setiap sinyal masukan memiliki nilai net yang sesuai yang dihitung berdasarkan parameter atau bobot tertentu dalam model tersebut.

5) Langkah 5 : Fungsi Pengaktif *Neuron*

Pada perhitungan ini dengan menggunakan nilai net_1 sampai net_6 dimana dengan menggunakan rumus :

$$f(net_j) = \frac{1}{1+e^{-net_j}} \text{ maka}$$

$$f(net_1) = \frac{1}{1+e^{-5.0567951}} = 0.989323$$

$$f(net_2) = \frac{1}{1+e^{-4.34433573}} = 0.989546$$

$$f(net_3) = \frac{1}{1+e^{-4.81534}} = 0.991961$$

$$f(net_4) = \frac{1}{1+e^{-5.22458}} = 0.994646$$

$$f(net_5) = \frac{1}{1+e^{-4.32068}} = 0.986877$$

$$f(net_6) = \frac{1}{1+e^{-3.95595}} = 0.981219$$

Tabel 6. Hasil Perhitungan Keluaran Lapisan Unit j Pada Data ke-1

Persamaan	Hasil
$f(net_1)$	0.989323
$f(net_2)$	0.989546
$f(net_3)$	0.991961
$f(net_4)$	0.994646
$f(net_5)$	0.986877
$f(net_6)$	0.981219

Tabel 6 memperlihatkan hasil dari penghitungan keluaran yang dihasilkan oleh unit-unit pada lapisan j dalam respons terhadap data pertama. Nilai keluaran dihitung menggunakan persamaan aktivasi $f(net)$ untuk masing-masing nilai net yang telah dihitung sebelumnya.

Setelah dilakukan proses perhitungan maka diperoleh hasil $net_k(t)$ untuk mendapatkan keluaran menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* maka net_k dapat dihitung dengan fungsi pengaktif menjadi y_k .

6) Langkah 6 : Unit k ($net_k(t)$)

Menghitung keseluruhan sinyal yang masuk ke unit ke k dengan nilai keluaran *hidden layer* dari nilai $f(net_5)$ sampai $f(net_6)$ yang akan dikalikan dengan bobot w_{ji} (hasil nilai bobot awal ke *hidden output*) lalu dijumlahkan dengan nilai bias pada bagian *hidden layer*.

$$net_1(t) = (0.989323 \times 0.5) + (0.989546 \times 0.3) + (0.991961 \times 0.5) + (0.994646 \times 0.5) + (0.986877 \times 0.4) + (0.981219 \times 0.6) + 0.4 = 3.168311$$

setelah melakukan perhitungan dan mendapatkan hasil $net_k(t)$, selanjutnya untuk mendapatkan keluaran dengan menggunakan aktivasi *sigmoid biner*, maka net_k dalam fungsi pengaktif menjadi y_k .

$$y_k(t) = \frac{1}{1+e^{-3.168311}} = 0.959624$$

7) Langkah 7 : Hitung Nilai Error

Untuk tiap unit *output* menerima pola target t_k yang sesuai dengan pola masukan saat pelatihan dan menghitung error.

$$\delta_k = 0.959624 (3.168311 - 0.959624) (0.9977 - 0.959624) = 0.080725$$

Setelah mendapatkan hasil δ_k lalu menghitung perbaikan nilai bobot dengan hasil *error* dikalikan dengan *learning rate* yang telah ditentukan yaitu 0.5, maka :

$$\Delta w_1 = 0.5 (0.080725) (0.989323) = 0.039931$$

Untuk mendapatkan jumlah barang yang akan dilakukan persediaan maka dapat dilakukan perhitungan dengan menggunakan rumus :

$$Produk = \frac{Target}{Jumlah Transaksi}$$

$$Gulaku Gula Putih = \frac{7569}{14} = 540$$

$$Milo 3in1 ACT E 4x25 = \frac{7569}{20} = 378$$

$$Kuku Balam 10KG = \frac{7569}{13} = 582$$

$$Sedap Kecap Manis 600 = \frac{7569}{17} = 445$$

$$\text{Minute M P 350} = \frac{7569}{17} = 445$$

$$\text{Sari Clp Asli 50S} = \frac{7569}{11} = 688$$

$$\text{Bimoli Refill 2000} = \frac{7569}{13} = 582$$

$$\text{Sosro Teh Kotak B250} = \frac{7569}{14} = 540$$

$$\text{Lifeboy 70 g} = \frac{7569}{15} = 504$$

$$\text{Rinso Bubuk 1KG} = \frac{7569}{19} = 398$$

$$\text{Molto Cair 500} = \frac{7569}{17} = 445$$

$$\text{Formula 2 + 1} = \frac{7569}{18} = 420$$

Tabel 7. Hasil Perhitungan Perbaikan Bobot data ke-1

Rumus $\Delta\theta_k$	Hasil
Δw_1	0.039931
Δw_2	0.039940
Δw_3	0.040038
Δw_4	0.040146
Δw_5	0.039833
Δw_6	0.039604

Tabel 7 menunjukkan hasil perhitungan dari perbaikan bobot menggunakan rumus $\Delta\theta_k$ pada data pertama. Setiap bobot memiliki perbaikan (Δw_k) yang sesuai, yang dihasilkan dari perhitungan yang dilakukan berdasarkan parameter tertentu pada model atau sistem.

- 8) Langkah 8 : Perbaikan jumlah nilai simpangan (bias)

Untuk menghitung koreksi nilai simpangan (bias) dapat digunakan rumus $\Delta\theta_k$ maka :

$$\Delta w_0 = 0.5 (0.080725) = 0.040362$$

- 9) Langkah 9 : perhitungan *error* di lintasan j

Untuk perhitungan setaip bobot mengkaitkan keluaran unit dengan lapisan tersembunyi dan ditotalkan sebagai masukan unit berikutnya.

$$\delta_{_net1} = 0.5 (0.080725) = 0.040362$$

berikut ini merupakan hasil dari perhitungan kesalahan pada lintasan j pada data ke-1 yang disajikan pada tabel 4.10 di bawah ini.

Tabel 8. Hasil Perhitungan Kesalahan Pada Lintasan j Pada Data Ke-1

Rumus $\delta_{_netj}$	Hasil
$\delta_{_net1}$	0.040362
$\delta_{_net2}$	0.024217
$\delta_{_net3}$	0.040362
$\delta_{_net4}$	0.040362
$\delta_{_net5}$	0.032290
$\delta_{_net6}$	0.048435

Tabel 8 menggambarkan hasil perhitungan kesalahan ($\delta_{_netj}$) pada lintasan j untuk data pertama. Setiap nilai kesalahan dihitung berdasarkan rumus $\delta_{_netj}$ dan merupakan indikator penting dalam proses pelatihan model atau sistem.

- 10) Langkah 10 : Perhitungan Galat

Berikutnya melakukan pencarian kesalahan mamnfaatkan aktivasi *sigmoid biner*.

$$\delta_1 = (0.040362) * \left(\frac{1}{1+e^{-0.989323}} \right) * \left(1 - \left(\frac{1}{1+e^{-0.989323}} \right) \right) = 0.007975$$

Didapatkan hasil kesalahan yang disajikan sebagai berikut.

Tabel 9. Hasil Perkalian Kesalahan pada Data ke-1

Rumus δ_k	Hasil
δ_1	0.007975
δ_2	0.004784

Rumus δ_k	Hasil
δ_3	0.007965
δ_4	0.007955
δ_5	0.006387
δ_6	0.009605

Tabel 9 menggambarkan hasil dari perkalian kesalahan (δ_k) pada data pertama. Setiap nilai kesalahan dihitung menggunakan rumus δ_k dan merupakan komponen penting dalam proses pelatihan dan pembaharuan bobot dalam model atau sistem.

11) Langkah 11 : Perhitungan Perbaikan Bobot

Untuk menghitung perbaikan bobot dikalikan dengan *learning rate* serta pengkalian data.

$$\Delta v_{11} = 0.5 (0.007975) (0.278845) = 0.001112$$

$$\Delta v_{22} = 0.5 (0.007975) (0.746624) = 0.002977$$

$$\Delta v_{23} = 0.5 (0.007975) (0.789326) = 0.003147$$

$$\Delta v_{24} = 0.5 (0.007975) (0.466142) = 0.001859$$

$$\Delta v_{25} = 0.5 (0.007975) (0.806486) = 0.003216$$

Tabel 10. Hasil Perbaikan Bobot Pada Data Ke-1

No	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5
1	0.001112	0.002977	0.003147	0.001859	0.003216
2	0.000667	0.001786	0.001888	0.001115	0.001929
3	0.001111	0.002973	0.003144	0.001856	0.003212
4	0.001109	0.002970	0.003140	0.001854	0.003208
5	0.000890	0.002384	0.002521	0.001489	0.002576
6	0.001339	0.003586	0.003791	0.002239	0.003873

Tabel 10 menunjukkan hasil dari perbaikan bobot pada data pertama. Setiap baris menunjukkan perbaikan bobot (v_1 hingga v_5) yang sesuai dengan nomor entri. Perbaikan bobot ini merupakan hasil dari proses pembaharuan bobot pada model atau sistem, yang memainkan peran penting dalam pelatihan dan peningkatan performa. Setelah proses pengujian dilakukan maka nilai perbaikan bobot selanjutnya menghitung perbaikan nilai bias dengan hasil nilai galat dikali dengan nilai *learning rate* yang telah disepakati.

$$\Delta v_{01} = 0.5 (0.007975) = 0.0039875$$

$$\Delta v_{02} = 0.5 (0.004784) = 0.002392$$

$$\Delta v_{03} = 0.5 (0.007965) = 0.003983$$

$$\Delta v_{04} = 0.5 (0.007955) = 0.003978$$

$$\Delta v_{05} = 0.5 (0.006387) = 0.003193$$

$$\Delta v_{06} = 0.5 (0.009605) = 0.0048025$$

Tabel 11. Hasil Perbaikan Nilai Bias

Rumus Δv_{kj}	Hasil
Δv_{01}	0.0039875
Δv_{02}	0.002392
Δv_{03}	0.003983
Δv_{04}	0.003978
Δv_{05}	0.003193
Δv_{06}	0.004803

Tabel 11 menunjukkan hasil dari perbaikan nilai bias (Δv_{kj}) yang dihitung berdasarkan rumus yang relevan. Nilai-nilai ini adalah komponen penting dalam penyesuaian parameter dalam model atau sistem, yang berdampak pada respons dan performa keseluruhan.

12) Langkah 12 : Koreksi bobot dan simpangan (bias) untuk setiap Keluaran (*output*)

Untuk menaksir nilai bobot w_k = tersembunyi (*hidden*) ke keluaran (*output*) baru dan simpangan dengan hasil koreksi nilai bobot w dan simpangan dilakukan penjumlahan dengan penilaian bobot w dan simpangan pertama dengan rumus : $w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj}$

$$w_0(\text{baru}) = 0.4 + 0.040362 = 0.440362$$

$$w_1(\text{baru}) = 0.5 + 0.039931 = 0.539931$$

$$w_2(\text{baru}) = 0.4 + 0.039940 = 0.439940$$

$$w_3(\text{baru}) = 0.5 + 0.040038 = 0.540038$$

$$w_4(\text{baru}) = 0.5 + 0.040146 = 0.540146$$

$$w_5(\text{baru}) = 0.4 + 0.039833 = 0.439833$$

$$w_6(\text{baru}) = 0.6 + 0.039604 = 0.639604$$

Berikut ini disajikan nilai koreksi bobot dan simpangan untuk setiap *output* adalah sebagai berikut.

Tabel 12. Hasil Nilai Bobot *Output*

Rumus w_{kj}	Hasil
w_0 (baru)	0.440362
w_1 (baru)	0.539931
w_2 (baru)	0.439940
w_3 (baru)	0.540038
w_4 (baru)	0.540146
w_5 (baru)	0.439833
w_6 (baru)	0.639604

Tabel 12 menunjukkan hasil dari perhitungan nilai bobot output (w_{kj} baru) setelah dilakukan perbaikan. Nilai-nilai ini merupakan hasil akhir dari proses pembaharuan bobot dalam model atau sistem, yang akan mempengaruhi keluaran yang dihasilkan.

Selanjutnya lakukan perhitungan setiap lapisan tersembunyi, bobot dan simpangan (bias) dengan nilai v_{kj} (lama) dilakukan perbaikan maka diperoleh dari langkah 3 antara lain : nilai awal bobot ke lapisan tersembunyi serta nilai Δv_{kj}

$$v_{01} \text{ (baru)} = 0.2 + 0.003987 = 0.203987$$

$$v_{11} \text{ (baru)} = 0.3 + 0.001112 = 0.301112$$

$$v_{21} \text{ (baru)} = 0.5 + 0.002977 = 0.502977$$

$$v_{31} \text{ (baru)} = 0.4 + 0.003147 = 0.403147$$

$$v_{41} \text{ (baru)} = 0.3 + 0.001859 = 0.301859$$

$$v_{51} \text{ (baru)} = 0.6 + 0.003216 = 0.603216$$

Pada tabel 4.15 dibawah ini merupakan hasil bobot baru v yang telah dilakukan proses perhitungan.

Tabel 13. Hasil Koreksi Nilai Bobot Tersembunyi

No	v_0 (baru)	v_1 (baru)	v_2 (baru)	v_3 (baru)	v_4 (baru)	v_5 (baru)
1	0.203987	0.301112	0.502977	0.403147	0.301859	0.603216
2	0.302392	0.400667	0.401786	0.401888	0.601115	0.401929
3	0.503983	0.401111	0.602973	0.503144	0.501856	0.203212
4	0.403978	0.301109	0.502970	0.603140	0.201854	0.603208
5	0.403193	0.500890	0.403586	0.302521	0.401489	0.502576
6	0.204803	0.301339	0.403586	0.503791	0.502239	0.303873

Perhitungan berlanjut sampai kondisi *stop*, *epoch* dan *error* terpenuhi. Setelah mendapatkan nilai bobot baru v dan w pada data ke pertama perhitungan dilanjutkan melalui ke data ke kedua hingga data ke-38 pada *epoch* 1. Selanjutnya adalah perhitungan data ke 38.

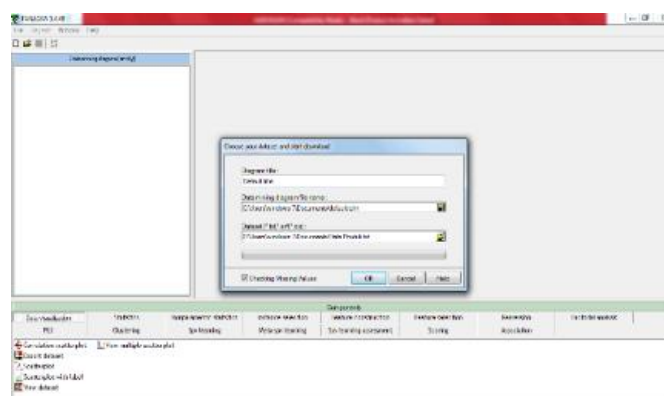
$$x_0 = 0.3588 \quad x_1 = 0.5270 \quad x_2 = 0.2923 \quad x_3 = 0.4418 \quad x_4 = 0.5111$$

3.2 Implementasi

Pada tahap ini pengujian hanya sebagai *administrator* yang memiliki hak akses sepenuhnya pada sistem.

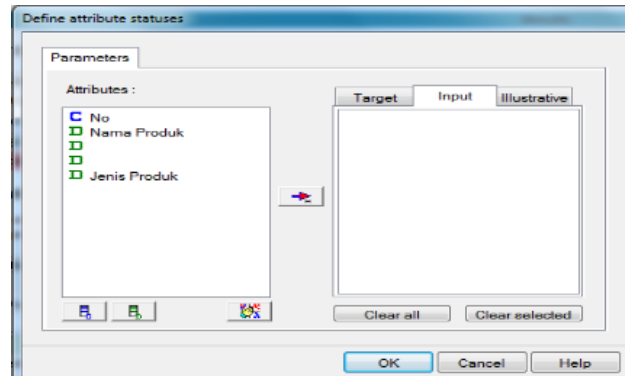
a. Tampilan Menu Open Dataset

Berikut ini merupakan tampilan Open Dataset

**Gambar 2.** Open Dataset

b. Tampilan Input Define Status

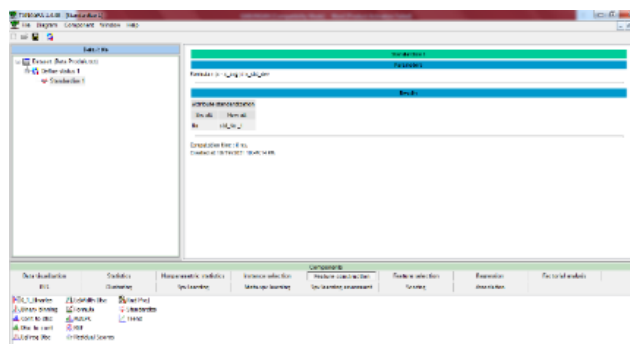
Berikut ini merupakan tampilan dari Input Define Status



Gambar 3. Tampilan Input Define Status

3. Standardize 1

Berikut ini merupakan tampilan dari standardize 1.



Gambar 4. Tampilan Standardize 1

2.3 Hasil Pengujian

Untuk hasil dari pengujian yang dilakukan maka dari hasil uji coba bisa dilihat seperti tabel 14 berikut:

Tabel 14. Hasil Pengujian

No	X0	X1	X2	X3	X4	Y
Data 1	20212024	10253	8343	17723679	8254	9957
Data 2	19115113	9867	7025	16902180	7207	8598
Data 3	19530937	9778	8201	16724599	8476	9505
Data 4	19232356	10837	9153	16099147	9820	9573
Data 5	18476031	10365	8436	15232181	8964	9042
Data 6	18720167	11345	7021	16782392	9098	9373
Data 7	20612362	10274	7113	18906120	8236	8549
Data 8	19156605	8658	8421	17263592	7873	7953
Data 9	19945675	8209	8252	18920174	6678	6923
Data 10	18367851	9736	7015	15689154	6617	6995
Data 11	19554576	10786	9300	17989185	9778	9852
Data 12	24904353	12974	10301	20976179	9574	9894
Data 13	23511528	8373	4987	19133621	5676	5893
Data 14	21643211	7902	1007	17353262	5990	6248
Data 15	23278434	6753	1276	17986032	4876	5058
Data 16	24398525	7114	2420	17677095	5854	5943
Data 17	23658779	7929	3731	16907538	6497	6593
Data 18	25300870	8186	3789	16778229	9876	9974
Data 19	20064233	8835	3585	15126921	6301	6395
Data 20	27658847	7512	4189	16377446	5721	5993

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pembahasan yang telah dilakukan penulis pada penelitian ini maka ada beberapa hal yang dijadikan sebagai kesimpulan pada penelitian ini antara lain adalah hasil dari mengimplementasikan Algoritma Apriori pada transaksi

penjualan ulos sebagai pertimbangan dalam mengambil keputusan lebih lanjut dalam strategi penjualan serta Algoritma Apriori menggunakan *Tools Rapidminer* dapat memudahkan untuk mengetahui hasil pola penjualan ulos.

REFERENCES

- [1] H. Nur, "Penggunaan Metode Waterfall Dalam Rancang Bangun Sistem Informasi Penjualan," *Gener. J.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2019.
- [2] A. Z. Mustafa, E. Rahmawati, R. S. Arrohman, and N. F. Rozi, "Pembuatan Sistem Penjualan Batu Bata Untuk UKM MRH Jaya Di Mojokerto," in *Prosiding Seminar Implementasi Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 2022, vol. 1, no. 1, pp. 103–110.
- [3] D. P. Utomo and B. Purba, "Penerapan Datamining pada Data Gempa Bumi Terhadap Potensi Tsunami di Indonesia," in *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019, vol. 1, pp. 846–853.
- [4] R. Ordila, R. Wahyuni, Y. Irawan, and M. Y. Sari, "Penerapan Data Mining Untuk Pengelompokan Data Rekam Medis Pasien Berdasarkan Jenis Penyakit Dengan Algoritma Clustering (Studi Kasus: Poli Klinik Pt. Inceda)," *J. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 2, pp. 148–153, 2020.
- [5] R. Takdirillah, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Terhadap Data Transaksi Penjualan Bisnis Ritel," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–46, 2020.
- [6] I. Qoniah and A. T. Priandika, "Analisis Market Basket Untuk Menentukan Asosiasi Rule Dengan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Tb. Menara)," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 1, no. 2, pp. 26–33, 2020.
- [7] F. S. Amalia, S. Setiawansyah, and D. Darwis, "Analisis Data Penjualan Handphone Dan Elektronik Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Cv Rey Gasendra)," *TELEFORTECH J. Telemat. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2021.
- [8] N. L. P. P. Dewi, I. N. Purnama, and N. W. Utami, "Penerapan Data Mining Untuk Clustering Penilaian Kinerja Dosen Menggunakan Algoritma K-Means (Studi Kasus: STMIK Primakara)," *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 16, no. 2, pp. 105–112, 2022.
- [9] I. M. D. P. Asana, I. G. I. Sudipa, A. A. T. W. Mayun, N. P. S. Meinarni, and D. V. Waas, "Aplikasi Data Mining Asosiasi Barang Menggunakan Algoritma Apriori-TID," *INFORMAL Informatics J.*, vol. 7, no. 1, pp. 38–45, 2022.
- [10] H. Prastiwi, J. Pricilia, and E. Rasywir, "Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Persediaan Stok Barang Di Mini Market Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. Inform. Dan Rekayasa Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 141–148, 2022.
- [11] A. M. S. Huda and Y. Fernando, "E-Ticketing Penjualan Tiket Event Musik Di Wilayah Lampung Pada Karcismu Menggunakan Library Reactjs," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, pp. 96–103, 2021.
- [12] H. Sulistiani, "Sistem Penilaian Kepuasan Pelanggan Menggunakan Customer Satisfaction Index Pada Penjualan Parfume (Studi Kasus: Parfume Corner BDL)," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 4, pp. 29–36, 2021.
- [13] I. F. P. Ginting and D. Saripurna, "Penerapan Data Mining Dalam Menentukan Pola Ketersediaan Stok Barang Berdasarkan Permintaan Konsumen Di Chykes Minimarket Menggunakan Algoritma Apriori," *J. SAINTIKOM (Jurnal Sains Manaj. Inform. dan Komputer)*, vol. 20, no. 1, pp. 28–37, 2021.
- [14] J. L. Putra, M. Raharjo, T. A. A. Sandi, R. Ridwan, and R. Prasetyo, "Implementasi Algoritma Apriori Terhadap Data Penjualan Pada Perusahaan Retail," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 1, pp. 85–90, 2019.
- [15] P. H. Simbolon, "Implementasi Data Mining Pada Sistem Persediaan Barang Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus: Srikandi Cash Credit Elektronik dan Furniture)," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 6, no. 4, pp. 401–406, 2019.