

IMPLEMENTASI DATA MINING ALGORITMA APRIORI PADA DATA TRANSAKSI PIK STORE

Arda Fahmi Achmad¹, Abdul Rahim^{2*}, Naufal Azmi Verdikha³

^{1,2,3} Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur,

¹2011102441119@umkt.ac.id, ²ar622@umkt.ac.id, ³nav651@umkt.ac.id

Abstrak

Peningkatan laju pertumbuhan konsumen dirasa dapat dimanfaatkan oleh Pik Store untuk semakin berkembang dengan jajaran produk rekomendasi. Data dari bulan Maret hingga Juni 2023 menunjukkan banyak data transaksi yang diperoleh sebanyak 2016 data. Ruang lingkup penelitian ini adalah penerapan apriori dapat memberikan rekomendasi tata letak produk agar dapat diimplementasikan. Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi pola pembelian konsumen dalam menemukan kombinasi item produk yang sering dibeli secara bersamaan menggunakan dengan metode asosiasi serta memberikan rekomendasi tata letak paket item produk berdasarkan pola pembelian yang diidentifikasi untuk meningkatkan penjualan di toko Pik Store. Metode penelitian melibatkan pengumpulan data dan penerapan algoritma Apriori untuk training dan validasi. Hasil dari penelitian ini adalah algoritma yang dapat merekomendasikan tata letak produk pada toko Pik Store. Tingkat *confidence* tertinggi yang didapat adalah 86% dengan rata – rata 61% dimana penulis mengatur nilai minimal *support* 7%. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengembangkan model dengan tingkat *confidence* yang lebih tinggi dengan menerapkan metode yang lebih baik.

Kata kunci: Apriori, Pola Pembelian, Pik Store

1. Pendahuluan

Peningkatan jumlah toko di Samarinda mengalami peningkatan tiap tahunnya. Dari data yang diperoleh melalui Badan Pusat Statistik Kota Samarinda (2024), jumlah sarana perdagangan di Samarinda pada tahun 2021 sekitar 5909, jumlah ini meningkat sekitar 7% dari tahun 2020 yang memiliki sekitar 5516 sarana. Menurut Danta & Hijrah (2024) Dunia bisnis memiliki persaingan yang sangat tinggi atau kompetitif di Samarinda. Oleh sebab itu, Erfina, *et al* (2020) mengemukakan bahwa pengusaha harus melakukan dan memperhatikan bisnis agar berkembang untuk dapat memenuhi kebutuhan konsumen dengan memanfaatkan data transaksi penjualan. Alasan ini membuat para pengusaha berusaha untuk menemukan solusi dan strategi bisnis yang dapat meningkatkan pemasaran. Penjualan merupakan proses atau tindakan menjual barang atau jasa kepada konsumen atau pelanggan, menurut Ashari, *et al* (2022) pada saat ini bisnis retail merupakan salah satu bisnis yang cukup menjanjikan untuk semua orang, banyak sekali jenis barang yang bisa diperjual belikan, Toko Pik Store adalah toko yang menjual pakaian dan berbagai aksesoris lainnya seperti gelang, topi dan lain – lain.

Pik Store adalah usaha yang bergerak di bisnis retail yang berdiri sejak tahun 2019, beralamat di Jalan Lambung Mangkurat yang cukup banyak toko yang menjual produk barang yang serupa dengan yang dimiliki oleh toko Pik Store. Karena produk barang yang hampir sama, maka perlu adanya strategi

untuk meningkatkan penjualan, Erwansyah, *et al*, (2021). Kegiatan penjualan pada toko Pik Store akan terus berjalan sehingga data penjualan semakin lama jika dibiarkan akan menumpuk tidak terpakai dan tidak ada adanya strategi penjualan produk barang yang efektif dan penempatan produk yang belum optimal. Selama ini pemanfaatan data transaksi penjualan di Pik Store hanya disimpan. Di lain sisi, Aji & Sulianta (2024) menjelaskan bahwa data tersebut seharusnya dapat dimanfaatkan dan diolah menjadi informasi atau strategi bisnis yang berguna untuk menemukan kombinasi produk item barang yang dibeli secara bersamaan. Jika data transaksi terus dibiarkan, ukurannya akan semakin besar dan kehilangan manfaatnya. Oleh sebab itu, diperlukan pengolahan data untuk mengidentifikasi jenis barang yang sering dibeli bersamaan dalam suatu periode waktu, Cahya & Hutagalung (2023).

Beberapa penelitian terdahulu telah membahas data transaksi penjualan dengan tujuan mengetahui pola transaksi agar menemukan kombinasi item item apa saja yang sering dibeli oleh konsumen atau pelanggan, Ibnu Haidar (2021). Penelitian yang dilakukan oleh Ni'mah (2022) memfokuskan pada analisis implementasi dengan metode asosiasi untuk mengetahui pola pembelian dan menganalisa data transaksi penjualan dengan barang yang sering terjual, sehingga hasil penelitian ini mendapatkan kombinasi item barang yang dibeli secara bersamaan jika konsumen membeli produk seperti RPE, RNM, kemungkinan besar juga akan membeli RNP dengan nilai *confidence* sebesar 92.31%. Selain itu,

penelitian yang dikembangkan oleh Santoso (2021) membahas metode asosiasi dengan algoritma apriori untuk mengetahui pola pembelian transaksi dengan cara menggabungkan barang - barang yang dijadikan paket penjualan berguna meningkatkan produk penjualan. Hasil yang diperoleh adalah menghasilkan 2 produk yang sering dibeli sekaligus yaitu pasta gigi dan deterjen dengan nilai *support* 40% dan *confidence* 80%.

Untuk mencapai tujuan menjadikan Toko Pik Store sebagai usaha retail yang kompeten untuk meningkatkan penjualan, diperlukan adanya solusi untuk menyelesaikan permasalahan dalam penyediaan stok item barang, maka peneliti menggunakan algoritma apriori dengan metode asosiasi. Penggunaan algoritma tersebut bertujuan untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen yang akan digunakan untuk mendapatkan *frequent* dengan mencari pola item produk barang apa saja yang sering kali dibeli oleh pelanggan pada saat yang bersamaan, Sari & Khoiriah (2022). Algoritma apriori dipilih karena dapat diandalkan untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif dan meningkatkan penjualan, Hofsa & Anggoro (2024).

Menurut Husain & Amran (2020), Pola pembelian merupakan suatu perilaku konsumen dalam membeli suatu produk yang dipengaruhi oleh preferensi individu, kondisi ekonomi hingga promosi paket produk. Pola ini dapat dimanfaatkan oleh pemilik toko untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti menentukan tata letak produk yang perlu dipromosikan secara bersamaan, mengatur stok barang berdasarkan pola pembelian, serta meningkatkan pengalaman konsumen dengan penawaran produk rekomendasi dari karyawan toko secara langsung.

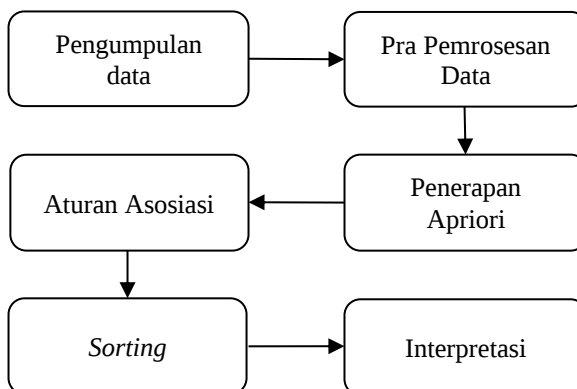
Selain itu, algoritma apriori dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya yang terbukti untuk menggali informasi berharga dari volume data transaksi yang besar, serta mengidentifikasi kombinasi produk yang sering dibeli bersamaan, Ramdani, *et al* (2024). Algoritma ini sangat cocok untuk situasi seperti yang dihadapi oleh Toko Pik Store, data yang sebelumnya tidak terstruktur dan kurang dimanfaatkan dapat diubah menjadi wawasan bisnis yang dapat dilakukan aksi untuk pengembangan toko. Penelitian terdahulu yang telah dibahas sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat membantu dalam menemukan asosiasi item yang kuat, yang memungkinkan Toko Pik Store untuk menciptakan paket produk yang lebih menarik dan strategi penempatan barang yang lebih efektif.

Berdasarkan latar belakang tersebut, akan sangat bermanfaat jika ada sebuah penelitian yang melakukan riset untuk mengidentifikasi pola pembelian konsumen. Agar dapat diimplementasikan pada data transaksi penjualan di Pik Store. Hasil yang akan diharapkan adalah mengetahui pola pembelian agar menemukan kombinasi item barang yang dibeli secara bersamaan untuk meningkatkan penjualan di

Toko Pik Store Samarinda. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan pola pembelian pelanggan dengan mengidentifikasi kombinasi barang yang kerap dibeli bersamaan dengan menggunakan algoritma apriori melalui pendekatan asosiasi.

2. Metode

Pada bagian ini akan menjelaskan tahapan penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1, tahap pertama yaitu pengumpulan data yang kemudian akan dilakukan tahap kedua pra pemrosesan data untuk membersihkan data. Lalu ketiga ada penerapan algoritma apriori serta aturan asosiasi pada tahap empat. Kemudian tahap lima yaitu sorting atau pengurutan data kemudian terakhir yaitu interpretasi data.

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan proses yang mengumpulkan informasi atau fakta yang relevan untuk menjawab pertanyaan penelitian atau untuk pemecahan suatu masalah, Rifa & Kunci (2023). Dataset yang digunakan merupakan data transaksi penjualan selama 4 bulan terakhir dari tanggal 1 Maret 2023 hingga 30 Juni 2023. Penelitian ini dilakukan dengan metode pengambilan data secara langsung pada basis data *Point Of Sales* (POS) Pik Store Samarinda yang diakses oleh owner Pik Store pada bulan Mei 2024.

Penelitian ini menggunakan paduan dari sumber data primer dan sumber data sekunder. Menurut Rahim & Haerullah (2021), paduan antara sumber data primer dan sumber data sekunder dapat menunjang tujuan dan sasaran studi. Sumber data primer dilakukan melalui wawancara, lalu sumber data sekunder didapat melalui basis data aplikasi *Point of Sales* (POS) pada toko Pik Store.

Data yang terkumpul adalah data transaksi item produk barang Pik Store, data yang dikumpulkan tersebut memiliki beberapa atribut yaitu id konsumen, nama item produk barang, tanggal dan waktu pembelian. Atribut data tersebut akan di olah pada tahap *pre-processing* untuk membersihkan data, kemudian data akan disimpan dalam format csv untuk

mengidentifikasi pola pembelian konsumen agar mendapatkan kombinasi items produk barang yang dibeli secara bersamaan, Syahri & Yusuf (2023).

2.2. Pra Pemrosesan

Menurut Afandi, *et al* (2022), *Preprocessing data* adalah tahapan yang dilakukan peneliti sebelum memproses data dan mengubah data mentah kedalam bentuk yang lebih mudah dipahami. Proses ini diperlukan untuk memperbaiki kesalahan pada data mentah yang seringkali tidak lengkap dan memiliki format yang tidak teratur. Pada penelitian ini berisi tahap *preprocessing* data meliputi beberapa langkah dalam penerapan algoritma apriori seperti *cleaning data* dan transformasi data.

(i) Tahap *preprocessing* yang pertama yaitu *cleaning* data, yaitu tahapan yang bertujuan untuk menghilangkan data - data maupun atribut yang tidak relevan untuk diolah. Tahapan berikut meliputi proses memperbaiki, menghapus, membersihkan dan mengubah data, Haryandi, *et al* (2021). Adapun beberapa atribut yang akan dilakukan penghapusan oleh peneliti seperti no seri, pelanggan dan unit pengukuran.

(ii) Setelah dataset terbentuk, langkah selanjutnya adalah tahap transformasi data. Dataset yang masih dalam bentuk data transaksi tidak dapat diolah langsung oleh algoritma Apriori. Oleh karena itu, dilakukan transformasi untuk mengubah kumpulan data menjadi format yang sesuai, Oktavia, *et al* (2024). Dalam proses ini, data transaksi yang bersifat kategorikal diubah menjadi format yang dapat diproses oleh algoritma Apriori. Setiap transaksi dikelompokkan berdasarkan nomor pesanan, sehingga setiap nomor pesanan memiliki daftar item yang dibeli. Dengan menggunakan metode *one-hot encoding* atau binerisasi data, data transaksi diubah menjadi *dataframe* yang sesuai, di mana setiap kolom mewakili suatu item tertentu dan setiap baris mewakili suatu transaksi. Transformasi ini memungkinkan analisis hubungan antar-item dalam transaksi, sehingga algoritma Apriori bisa diterapkan agar dapat mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan.

2.3. Penerapan Algoritma Apriori

Setelah proses pra-pemrosesan data sudah selesai, Kemudian diproses menggunakan algoritma apriori dengan *library* dari python. Proses ini memiliki tujuan untuk dapat menemukan *frequent itemsets*, suatu kumpulan item yang sering muncul bersamaan dalam dataset transaksi, Ade Irma Amanda, *et al* (2023). Langkah pertama dalam penerapan Algoritma Apriori dimulai dengan penentuan nilai *minimum support*:

$$Support(X) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung X}}{\text{Total Jumlah Transaksi}} \quad (1)$$

Selanjutnya algoritma apriori dapat digunakan untuk menemukan kumpulan item dan *itemset* yang sering kali muncul setelah menetapkan ambang batas *minimum support*. Kumpulan item dan *itemset* ini akan digunakan sebagai kandidat untuk langkah-langkah berikutnya dalam penerapan aturan asosiasi. Hanya *itemset* yang mencapai atau melebihi *minimum support* dianggap sebagai *itemset* yang sering muncul. Pada tahap ini, item yang diidentifikasi akan menjadi dasar untuk menerapkan aturan asosiasi.

2.4. Penerapan Aturan Asosiasi

Setelah kumpulan *frequent itemsets* dari dataset transaksi penjualan sudah ditemukan menggunakan algoritma apriori, kemudian melakukan penerapan aturan asosiasi. Aturan asosiasi membantu dalam menentukan hubungan antara item - item yang dibeli secara bersamaan atau memiliki keterkaitan dalam transaksi. Proses aturan ini dimulai dengan melakukan perhitungan metrik seperti *support*, *confidence* dan *lift* untuk setiap kombinasi item yang berpotensi memiliki keterkaitan. Untuk menghitung nilai *confidence* dapat menggunakan rumus berikut:

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Support(A \cup B)}{Support(A)} \quad (2)$$

Dimana $Confidence(A \rightarrow B)$ menunjukkan seberapa besar kemungkinan bahwa seorang pelanggan membeli item A, mereka juga akan membeli item B. Sedangkan $Support(A \cup B)$ adalah jumlah transaksi yang mengandung kedua item A dan B. Sebagai analogi, jika seorang pelanggan membeli item A, rumus di atas akan memberikan seberapa besar kemungkinan mereka juga membeli item B berdasarkan data yang ada. Sedangkan untuk menghitung nilai *lift*, rumus berikut dapat digunakan:

$$Lift(A \rightarrow B) = \frac{Confidence(A \rightarrow B)}{Support(B)} \quad (3)$$

Dimana $Lift(A \rightarrow B)$ menunjukkan seberapa besar pengaruh pembelian item A terhadap kemungkinan pembelian item B. $Confidence(A \rightarrow B)$ adalah seberapa kuat hubungan antara dua item dalam hal pembelian dari konsumen, dan $Support(B)$ adalah jumlah transaksi yang mengandung item B. Nilai *lift* menunjukkan asosiasi antara item A dan B. Jika nilai *lift* lebih besar dari 1, ini menunjukkan bahwa pembelian item A meningkatkan kemungkinan pembelian item B dibandingkan dengan jika A tidak dibeli.

Tabel 1. Parameter Digunakan

Parameter	Nilai Digunakan
Minimum Support	0.07 (7%)
Minimum Confidence	0.5 (50%)

Dengan menggunakan metrik seperti *confidence* dan *lift*, dapat disaring dan mengenali aturan yang

penting dan relevan berdasarkan nilai ambang batas yang sudah ditetapkan. Aturan asosiasi ini dapat membantu pengoptimalan kebutuhan pelanggan, pengembangan strategi pemasaran dan meningkatkan penjualan. Tabel 1 di atas menunjukkan parameter penentu yang digunakan pada penelitian.

2.5. *Sorting*

Setelah aturan asosiasi ditemukan dari proses identifikasi, langkah selanjutnya adalah *sorting*. Proses ini melibatkan evaluasi yang lebih mendalam terhadap pengurutan data yang dihasilkan. Sementara juga akan di evaluasi lebih lanjut dengan mempertimbangkan kriteria tambahan seperti *support*, *confidence*, *lift* dan relevansi bisnis untuk memilih aturan yang memiliki nilai tertinggi bagi strategi bisnis.

Sorting yang efektif tidak hanya membantu dalam mengidentifikasi aturan yang paling kuat, tetapi juga memungkinkan pemilik toko untuk memahami pola pembelian yang lebih kompleks. Dengan menganalisis nilai-nilai ini, pemilik toko dapat menentukan produk mana yang sering dibeli bersamaan dan bagaimana hubungan antar produk dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan penjualan. Selain itu, evaluasi ini juga dapat membuat pemilik toko membuat promosi dan penawaran yang dapat disesuaikan untuk menarik lebih banyak pelanggan, sehingga mendapat lebih banyak keuntungan.

2.6. Interpretasi

Setelah proses *sorting* selesai, langkah selanjutnya adalah interpretasi aturan asosiasi yang telah dipilih. Interpretasi ini melibatkan analisis yang mendalam terhadap aturan asosiasi yang terpilih, dengan mempertimbangkan informasi yang didapatkan dari tahapan identifikasi dan pengurutan sebelumnya, Aziz (2024). Pola pembelian yang akan didapatkan berupa data deskriptif yang mencakup hubungan antar item serta rekomendasi tata letak.

Dengan memahami pola pembelian yang sudah diidentifikasi dan hubungan antara item dalam aturan asosiasi, toko pik store dapat mengetahui peluang yang dapat ditingkatkan. Pola ini dapat dimanfaatkan oleh pemilik toko untuk merancang strategi pemasaran yang lebih efektif, seperti menentukan produk yang perlu dipromosikan secara bersamaan, mengatur stok barang berdasarkan pola pembelian, dan meningkatkan pengalaman konsumen dengan menawarkan rekomendasi produk.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pengumpulan Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan merupakan data transaksi penjualan dari Pik Store Samarinda yang mencakup periode empat bulan, yaitu dari tanggal 1 Maret 2023 hingga 30 Juni 2023. Pengumpulan data dilakukan dengan metode pengambilan data secara langsung dari basis data *Point Of Sales* (POS) yang dikelola oleh owner Pik

Store. Akses terhadap data ini diperoleh pada bulan Mei 2024 yang memungkinkan peneliti untuk mendapatkan informasi terkini dan relevan mengenai pola transaksi penjualan.

Data yang dikumpulkan terdiri dari beberapa atribut, yaitu nomor pesanan, tanggal jual, kasir, nomor seri, item, unit pengukuran, kuantitas, total pesanan, modal produk serta laba atau untung dari penjualan item tersebut. Atribut - atribut ini sangat penting dalam implementasi, karena peneliti dapat menganalisis pola pembelian konsumen.

Dengan menggunakan data transaksi yang diambil langsung dari sistem *Point Of Sales* (POS), peneliti memastikan bahwa informasi yang diperoleh akurat dan terkini. Selain itu, atribut yang dikumpulkan, seperti nomor pesanan dan total pesanan memberikan pola pembelian konsumen. Data ini tidak hanya membantu dalam menganalisis pola pembelian dari konsumen, tetapi juga pemilik toko dalam merumuskan strategi pemasaran dan pengelolaan stok. Dengan menganalisis data selama empat bulan, peneliti dapat mengidentifikasi pola yang dapat digunakan untuk meningkatkan pengalaman belanja pelanggan dan meningkatkan profitabilitas toko dengan strategi promosi.

Untuk mendapatkan pola pembelian agar dapat dimanfaatkan oleh pemilik toko untuk rekomendasi belanja produk diperlukan data penjualan minimal 3 bulan yang kemudian data tersebut dipilih berdasarkan lebih dari 2 produk, Erwansyah, *et al* (2021). Data penjualan yang akan diolah dengan algoritma apriori diambil dari toko Pik Store selama 4 bulan yaitu pada bulan Maret, April, Mei dan Juni. Berikut Tabel 2 menunjukkan 20 data produk terlaris yang didapatkan dari data penjualan pada Pik Store.

Tabel 2. Top 20 Produk Terlaris

No.	Nama Produk
1.	Slingbag canvas
2.	Kaos kaki oldschoool
3.	Chino Libra
4.	Celana jeans fifteen denim
5.	Kaos Polos 30s
6.	Sendal Geje Apparel
7.	Kacamata
8.	Ts Oversize Polos New
9.	Parfum Basicclub
10.	Celana Kain Ranazu
11.	Lokaloid
12.	Ts Rugby New
13.	Kalung Titanium Polos
14.	Cargo Panjang Highclass
15.	Kemeja Hawai Pendek Polos
16.	Jaket Widcal 2
17.	Parfum Sepik
18.	Kemeja Pique Pendek
19.	Kalung Titanium Motif
20.	Cincin Romawi/Paku

Contoh data transaksi yang digunakan untuk penelitian ini disajikan pada Tabel 3 berikut ini.

Tabel 3. Contoh Data Transaksi Dari Toko

No_pesana n	tang gal_jual	item	qt y	total
52E923032 600000001	3/26/2023 8:03:00 PM	TS Punishme nt	1	IDR 90.000
52E923032 600000001	3/26/2023 8:03:00 PM	Celana Kain Froye Ts	1	IDR 185.00 0
52E923032 600000002	3/26/2023 8:11:00 PM	Oversize Polos New	1	IDR 85.000

Pada tabel diatas dilampirkan bahwa data yang didapat merupakan data per item. Data seperti Tabel 3 diatas dapat diubah menjadi data per no_pesanan agar dapat dilakukan perhitungan manual sebagai sampel data. Berikut adalah Tabel 4 menampilkan data yang terbentuk dengan format per no_pesanan yang mencakup beberapa item yang ada di dalam no_pesanan.

Tabel 4. Contoh Data Transaksi Per No Pesanan

No	No Pesanan	Item Transaksi
1.	52E92303 26000000 01	TS Punishment, Celana Kain Froye, Kaos Polos 30S, Ts Wellmade, Ts Washed Gloarmy, kalung 25k, Celana Kain Froye, TS Washed Gloarmy, Kaos Polos 30S, Parfum Typology, Kaos Kaki Oldschool
2.	52E92303 26000000 02	Ts Oversize Polos New, Handbag Draxler, Crewneck Punishment, Kemeja Flannel Zoid, Wb Buffback, Kaos Polos 30S, Ts Gloarmy, Ts Reguler Endrock, Kaos Kaki Oldschool
3.	52E92303 26000000 03	Chino Pendek Alien, Celana Cargo Panjang Fennel, Ventela New Public White, Ts Otsky, Hoodie Punishment 2, Ts Gloarmy, Handbag Buffback, Kaos Polos 30S, Ts Rugby New, Kaos Kaki Oldschool

3.2 Pra Pemrosesan Data

Proses ini diperlukan untuk mengatasi ketidaksempurnaan pada data mentah yang sering kali bersifat tidak lengkap dan berformat tidak terstruktur. Dalam penelitian ini, tahapan pra pemrosesan data meliputi beberapa langkah yang diperlukan dalam penerapan algoritma Apriori, yaitu *cleaning* data dan transformasi.

3.2.1 Cleaning Data

(i) Tahap *cleaning* data merupakan proses untuk menghilangkan data atau atribut yang tidak sesuai untuk diolah. Beberapa atribut yang akan dihapus oleh peneliti antara lain nomor seri dan nama pelanggan. Penghapusan atribut-atribut ini bertujuan untuk memastikan bahwa hanya data yang relevan dan berkualitas yang digunakan dalam analisis seperti pada Gambar 2.

```
# Menghapus karakter '\n' dari seluruh DataFrame
df = df.replace(r'\n', '', regex=True)

# Jika ada nilai yang menjadi NaN, coba perbaiki format dengan format yang berbeda
df['tanggal_jual'] = pd.to_datetime(df['tanggal_jual'], errors='coerce')

# Drop kolom yang tidak diperlukan
df = df.drop(columns=['pelanggan', 'no_seri'])
```

Gambar 2 Kode Pra Pemrosesan Data

Pada tahap *cleaning* data, kolom item diperiksa dan dibersihkan untuk memastikan bahwa semua entri dapat diolah dengan baik. Proses ini melibatkan penghapusan karakter yang tidak diinginkan, seperti "\n" (enter), yang dapat mengganggu analisis. Sebagai contoh, item "TS \n Punishment" akan dihapus karakter "\n" setelah dibersihkan. Dengan demikian, data item yang bersih dan terstandarisasi memastikan bahwa analisis selanjutnya dapat dilakukan dengan akurat dan efisien seperti Tabel 5.

Tabel 5. Pre Processing Item

No	Item sebelum diproses	Item setelah diproses
1.	TS Punishment	TS Punishment
2.	Celana Kain Froye	Celana Kain Froye
3.	Kaos Polos 30S	Kaos Polos 30S
4.	Ts Wellmade	Ts Wellmade
:	:	:
2016	Celana Jeans Fifteen Denim	Celana Jeans Fifteen Denim

Berikut Gambar 3 adalah data yang telah melalui semua pra pemrosesan data dalam bentuk tabel yang menampilkan 5 data teratas.

no_pesanan	tanggal_jual	penjualan_oleh	item	qty	total_pesanan	modal_produk	laba
52E923032600000001	2023-03-26 20:03:00	Rapels	TS Punishment	1	IDR 90.000	IDR 48.500	IDR 41.500
52E923032600000001	2023-03-26 20:03:00	Rapels	Celana Kain Froye	1	IDR 185.000	IDR 136.500	IDR 48.500
52E923032600000001	2023-03-26 20:03:00	Rapels	Kaos Polos 30S	2	IDR 90.000	IDR 52.000	IDR 38.000
52E923032600000001	2023-03-26 20:04:00	Rapels	Ts Wellmade	1	IDR 140.000	IDR 98.600	IDR 41.400
52E923032600000001	2023-03-26 20:04:00	Rapels	Ts Washed Gloarmy	1	IDR 130.000	IDR 89.800	IDR 40.200

Gambar 3. Hasil *Cleaning* Data

3.2.2 Transformasi Data

Setelah *dataset* terbentuk, langkah selanjutnya adalah tahap transformasi data. *Dataset* yang masih dalam bentuk data transaksi tidak dapat diolah oleh algoritma Apriori. Oleh karena itu, dilakukan transformasi untuk mengubah kumpulan data menjadi format yang sesuai menggunakan metode one-hot encoding atau binerisasi data. Proses dari tahap ini dapat dilihat pada Gambar 4 dibawah.

```
# fungsi hot_encode, merubah data menjadi 0 / 1 dengan ketentuan sbb
def hot_encode(x):
    if(x==0):
        return 0
    if(x==1):
        return 1
```

Gambar 4. One Hot Encoding

Pada tahap ini, hasil penerapan hot encoding ditampilkan dalam bentuk tabel yang menunjukkan setiap no_pesanan beserta item-item yang terkait. Setiap kolom mewakili item tertentu, dan nilai 0 atau 1 menunjukkan apakah item tersebut ada dalam no_pesanan yang bersangkutan. Misalnya, pada no_pesanan 52E923032600000001, terlihat bahwa beberapa item seperti "Kaos Polos 30S" dan "Kemeja Pique Pendek" memiliki nilai 1, menandakan keberadaannya, sementara item lainnya memiliki nilai 0. Tabel 6 ini memberikan gambaran yang jelas tentang distribusi item dalam setiap pesanan, memudahkan analisis lebih lanjut untuk menemukan pola atau asosiasi di antara item yang dibeli.

Tabel 6. One Hot Encoding

no_pesanan	Cargo Panjang Highclass	Celana Jeans Fifteen Denim	Celana Kain Ranazu
52E923032	0	0	0
600000001			
52E923032	0	0	0
600000002			
52E923032	0	0	0
600000003			
52E923032	1	0	0
600000010			

3.3 Penerapan Algoritma Apriori

Setelah proses pra-pemrosesan data selesai, langkah selanjutnya adalah menerapkan Algoritma Apriori menggunakan *library* Python. Proses ini bertujuan untuk menemukan *frequent itemsets*, yaitu kumpulan item yang sering muncul bersamaan dalam *dataset* transaksi. Algoritma Apriori merupakan metode yang efektif untuk menganalisis pola pembelian dan hubungan antar item dalam data pembelian.

```
# menerapkan algoritma apriori
frequent_itemsets = apriori(df_encoded, min_support=0.07, use_colnames=True)
frequent_itemsets
```

Gambar 5. Penerapan Algoritma Apriori

Langkah pertama dalam penerapan Algoritma Apriori adalah penentuan nilai minimum *support*. *Support* merupakan ukuran yang menunjukkan seberapa sering suatu *itemset* muncul dalam *dataset*. Gambar 5 di atas adalah proses penerapan algoritma apriori.

Tabel 7. Perhitungan Support

No	itemsets	frekuensi	support
1	Belt Otsky	10	0.072463768
2	Belt Vona	12	0.086956522
3	Cargo Panjang Highclass	20	0.144927536
4	Cargo Pants Morley	10	0.072463768
5	Cargo Pendek Monolith	15	0.108695652
:	:	:	:
128	Kaos Kaki Oldschool, slingbag canvas, Kaos Polos 30S	13	0.094202899

Pada penerapan algoritma Apriori, Tabel 7 di atas menunjukkan perhitungan *support* untuk setiap *itemset* yang dianalisis. Misalnya, item "Cargo Panjang Highclass" memiliki frekuensi tertinggi dengan 20 kemunculan, menghasilkan *support* sebesar 0.1449, yang menunjukkan bahwa item ini cukup populer di antara transaksi. Sebaliknya, "Belt

Otsky" dan "Cargo Pants Morley" memiliki *support* yang lebih rendah, masing-masing 0.0725, menunjukkan bahwa item-item ini kurang sering dibeli. Berikut Tabel 7 menunjukkan perhitungan nilai *support* tiap *itemset* yang telah dihasilkan.

3.4 Aturan Asosiasi

Setelah kumpulan *frequent itemsets* dari dataset transaksi penjualan ditemukan menggunakan algoritma Apriori, langkah selanjutnya adalah menerapkan aturan asosiasi. Proses ini dimulai dengan perhitungan metrik seperti *support*, *confidence*, dan *lift* untuk setiap kombinasi item yang berpotensi memiliki keterkaitan. *Support* mengukur seberapa sering *itemset* muncul dalam dataset, sedangkan *confidence* menunjukkan seberapa besar kemungkinan bahwa seorang pelanggan yang membeli item A juga akan membeli item B. Berikut Gambar 6 adalah penerapan aturan asosiasi.

```
# Membuat aturan asosiasi
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.5)
```

Gambar 6. Penerapan Aturan Asosiasi

Tabel 8 di bawah menyajikan hasil dari analisis aturan asosiasi yang menunjukkan hubungan antara item-item yang sering dibeli bersamaan sebanyak 57 item. Misalnya, aturan pertama menunjukkan bahwa kombinasi "Cargo Panjang Highclass" dan "Chino Libra" memiliki *support* sebesar 8.7% dan *confidence* 60.0%. Ini berarti bahwa dalam 60% transaksi yang mencakup "Cargo Panjang Highclass", item "Chino Libra" juga dibeli. Selain itu, kombinasi lain seperti "Cargo Panjang Highclass" dengan "Kaos Kaki Oldschool" menunjukkan nilai *support* yang lebih tinggi, yaitu 9.42%, dengan *confidence* mencapai 65.0%. Data ini dapat dimanfaatkan untuk strategi pemasaran dan penataan produk di toko.

Tabel 8. Hasil Aturan Asosiasi

No	Aturan	Support	Confidence
1	Cargo Panjang Highclass, Chino Libra	8.7%	60.0%
2	Cargo Panjang Highclass, Kaos Kaki Oldschool	9.42%	65.0%
3	Cargo Panjang Highclass, Kaos Polos 30S	7.25%	50.0%
4	Cargo Panjang Highclass, slingbag canvas	7.25%	50.0%
5	Cargo Pendek Monolith, slingbag canvas	9.42%	86.67%
:	:	:	:
57	slingbag canvas, Kaos Polos 30S, Kaos Kaki Oldschool	9.42%	72.22%

3.5 Sorting

Setelah aturan asosiasi, langkah selanjutnya adalah melakukan *sorting* atau pengurutan terhadap aturan asosiasi untuk menemukan yang paling

penting. Proses ini mengurutkan nilai *confidence* dari yang tertinggi. Kriteria ini digunakan untuk memilih aturan yang memiliki nilai paling bermanfaat strategi bisnis. Berikut Gambar 7 adalah kode *sorting*.

```
# filtering & sorting
rules = rules.sort_values(['confidence', 'lift'], ascending=[False, False])
rules
```

Gambar 7. Sorting

Tabel 9 di bawah ini menampilkan lima aturan asosiasi teratas sebelum dilakukan pengurutan. Dalam tabel tersebut, terlihat bahwa "Cargo Panjang Highclass" menjadi item pemicu yang berhubungan dengan beberapa item terpengaruh, seperti "Chino Libra" dan "Kaos Kaki Oldschool". Dengan *support* masing-masing sebesar 0.088889 dan 0.096296, serta *confidence* yang mencapai 60% dan 65%.

Tabel 9. Top 5 Aturan Asosiasi Sebelum Sorting

No	Item Pemicu	Item Terpengaruh	Support	Confidence
1.	Cargo Panjang Highclass	Chino Libra	0.088889	0.600000
2	Cargo Panjang Highclass	Kaos Kaki Oldschool	0.096296	0.650000
3	Cargo Panjang Highclass	Kaos Polos 30S	0.074074	0.500000
4	Cargo Panjang Highclass	slingbag canvas	0.074074	0.500000
5	Celana Kain Ranazu	Celana Jeans Fifteen Denim	0.088889	0.500000

Tabel 10 di bawah ini menunjukkan lima aturan teratas setelah *sorting*. Cargo Pendek Monolith sebagai item pemicu yang kuat, berhubungan dengan slingbag canvas. Dengan *support* yang bervariasi, serta *confidence* yang tinggi, mencapai 86% dan 75%.

Tabel 10. Top 5 Aturan Asosiasi Setelah Sorting

No	Item Pemicu	Item Terpengaruh	Support	Confidence
1.	Cargo Pendek Monolith	slingbag canvas	0.094203	0.866667
2.	Lokaloïd, Kaos Kaki Oldschool Celana Jeans	Chino Libra	0.072464	0.769231
3.	Fifteen Denim, Kaos Kaki Oldschool	Chino Libra	0.108696	0.750000
4.	Chino Libra, Ts Oversize Polos New	Kaos Kaki Oldschool	0.079710	0.733333
5.	Kaos Polos 30S, slingbag canvas	Kaos Kaki Oldschool	0.094203	0.722222

3.6 Interpretasi

Setelah proses *sorting* selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan interpretasi terhadap aturan asosiasi yang telah dipilih. Misalnya, jika terdapat pola yang menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli produk tertentu cenderung juga membeli produk lain, toko dapat merancang promosi

atau penawaran bundling yang menarik untuk meningkatkan penjualan. Berikut pada Gambar 8 adalah interpretasi data dari tahap *sorting*.

[illegible]

Gambar 8. Interpretasi Data

Hasil analisis menggunakan algoritma Apriori menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengidentifikasi pola pembelian di Pik Store. Berdasarkan hasil analisis, diperoleh rata-rata *support* sebesar 0.0965, yang menunjukkan bahwa sekitar 9% dari transaksi mengandung *itemset* yang dianalisis. Rata-rata *confidence* mencapai 0.6111 (61%), menunjukkan hubungan yang kuat antara item-item tersebut. Selain itu, rata-rata *lift* sebesar 1.7075 menunjukkan bahwa item-item tersebut memiliki kecenderungan untuk muncul bersama-sama lebih sering daripada yang diharapkan jika mereka independen, dengan nilai *lift* yang jauh di atas 1. Dari analisis ini, lima aturan asosiasi teratas menunjukkan bahwa "Cargo Pendek Monolith" dan "Slingbag Canvas" memiliki hubungan yang paling kuat, dengan *confidence* tertinggi mencapai 86%. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan adanya pola pembelian yang signifikan di antara item-item yang dianalisis, yang dapat dimanfaatkan untuk strategi pemasaran dan penataan produk yang lebih efektif.

Sebagai detail, berikut Tabel 11 menunjukkan secara detail interpretasi hasil analisis yang dihasilkan dari tahapan penerapan algoritma apriori dan aturan asosiasi yang mencakup beberapa parameter yaitu *support*, *confidence* dan *lift*.

Tabel 11. Hasil Analisis Parameter

Parameter	Nilai
<i>Support</i> rata – rata	0.0965 (9.65%)
<i>Support</i> tertinggi	0.2101 (21.1%)
<i>Support</i> terendah	0.0725 (7.25%)
<i>Confidence</i> rata – rata	0.6111 (61.11%)
<i>Confidence</i> tertinggi	0.8667 (86.67%)
<i>Confidence</i> terendah	0.5000 (50.00%)
<i>Lift</i> rata – rata	1.7075 (170.75%)
<i>Lift</i> tertinggi	2.4353 (243.53%)
<i>Lift</i> terendah	1.2778 (127.78%)

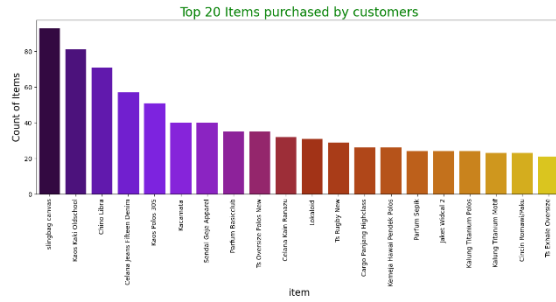
Tabel 12 dibawah menunjukkan rekomendasi yang dapat diberikan kepada konsumen berdasarkan pola pembelian. Jika pelanggan membeli Cargo Pendek Monolith disarankan untuk merekomendasikan Slingbag Canvas. Selain itu, bagi pelanggan yang memilih Lokaloid dan Kaos Kaki Oldschool, Chino Libra juga menjadi pilihan yang tepat untuk direkomendasikan. Selain itu, pola rekomendasi ini berguna untuk strategi pemasaran bagi pihak toko jika ingin membuat promo *bundling* produk agar dapat lebih bersaing dengan toko lain.

Rekomendasi ini bertujuan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan dengan penawaran produk.

Tabel 12. Pola Rekomendasi

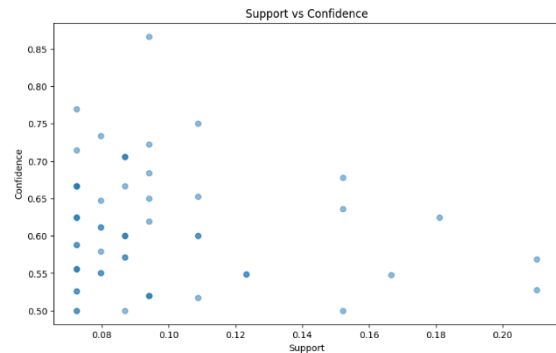
No	Rekomendasi
1.	Jika pelanggan membeli Cargo Pendek Monolith, disarankan untuk merekomendasikan slingbag canvas kepada konsumen.
2.	Jika pelanggan membeli Lokaloid & Kaos Kaki Oldschool, disarankan untuk merekomendasikan Chino Libra kepada konsumen.
3.	Jika pelanggan membeli Celana Jeans Fifteen Denim, Kaos Kaki Oldschool, disarankan untuk merekomendasikan Chino Libra kepada konsumen.
4.	Jika pelanggan membeli Chino Libra, Ts Oversize Polos New, disarankan untuk merekomendasikan Kaos Kaki Oldschool kepada konsumen.
5.	Jika pelanggan membeli slingbag canvas, Kaos Polos 30S, disarankan untuk merekomendasikan Kaos Kaki Oldschool kepada konsumen.
6.	Jika pelanggan membeli Ts Oversize Polos New, Kaos Kaki Oldschool, disarankan untuk merekomendasikan Kaos Polos 30S kepada konsumen.
7.	Jika pelanggan membeli Ts Oversize Polos New, Kaos Polos 30S, disarankan untuk merekomendasikan Kaos Kaki Oldschool kepada konsumen.
8.	Jika pelanggan membeli Chino Libra, Kaos Polos 30S, disarankan untuk merekomendasikan Kaos Kaki Oldschool kepada konsumen.
9.	Jika pelanggan membeli Kacamata, disarankan untuk merekomendasikan slingbag canvas kepada konsumen.
10.	Jika pelanggan membeli Ts Rugby New, disarankan untuk merekomendasikan Kaos Kaki Oldschool kepada konsumen.

Selain itu, interpretasi produk terjual dalam dataset ini juga ditampilkan pada Gambar 9 yaitu top 20 item terjual. Gambar di bawah menunjukkan visualisasi top 20 produk terlaris di Pikstore berdasarkan jumlah pembelian. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa "Slingbag Canvas" menduduki posisi teratas dengan jumlah pembelian yang signifikan, diikuti oleh "Kaos Kaki Oldschool" dan "Chino Libra." Produk-produk lainnya, seperti "Celana Pants Fifteen Denim" dan "Kaos Polos 30S," juga menunjukkan angka pembelian yang cukup tinggi. Visualisasi ini memberikan gambaran tentang produk - produk yang paling diminati oleh pelanggan di Pikstore.



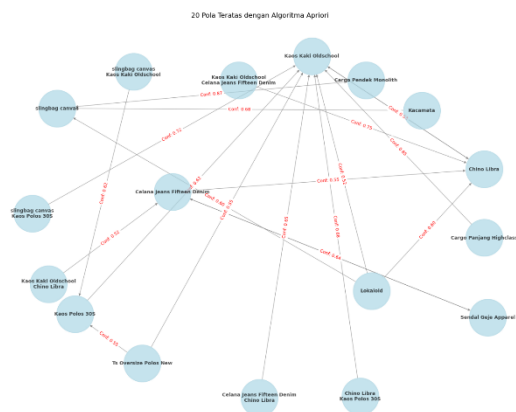
Gambar 9. Interpretasi Top 20 Item Terlaris

Gambar 10 scatter plot di bawah menunjukkan hubungan antara nilai *support* dan *confidence* dari aturan asosiasi yang dihasilkan. Setiap titik mewakili satu aturan, dengan sumbu horizontal menunjukkan nilai *support* dan sumbu vertikal menunjukkan nilai *confidence*. Dari grafik ini, bisa dilihat bahwa sebagian besar aturan memiliki nilai *support* yang relatif rendah, tetapi ada beberapa yang menunjukkan nilai *confidence* yang cukup tinggi. Ini menunjukkan bahwa meskipun beberapa kombinasi item tidak sering muncul dalam transaksi, ketika muncul akan cenderung memiliki tingkat kepercayaan yang tinggi dalam hal pembelian bersamaan. Visualisasi ini mengidentifikasi aturan untuk strategi pemasaran.



Gambar 10. Scatter Plot

Gambar 11 di bawah menampilkan 20 pola teratas yang dihasilkan dari penerapan Algoritma Apriori, menggambarkan hubungan antara item yang sering dibeli bersama oleh pelanggan. Setiap node mewakili kombinasi item, sementara garis yang menghubungkan node menunjukkan asosiasi di antara mereka. Angka yang tertera di samping garis adalah nilai *confidence*, yang menunjukkan seberapa besar kemungkinan item di sebelah kanan dibeli setelah item di sebelah kiri. Misalnya, kombinasi "slingbag canvas" dan "Kaos Kaki Oldschool" memiliki *confidence* tertinggi sebesar 0.87, menunjukkan bahwa pelanggan yang membeli slingbag canvas cenderung juga membeli Kaos Kaki Oldschool. Visualisasi ini berkaitan tentang pola pembelian yang dapat dimanfaatkan untuk strategi pemasaran dan penjualan yang lebih efektif.



Gambar 11. Top 20 Pola Rekomendasi

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma apriori dengan data transaksi di Pik Store Samarinda mampu mengidentifikasi pola pembelian yang signifikan. Rata-rata *support* sebesar 0,0965 menunjukkan bahwa sekitar 9% transaksi mengandung *itemset* yang dianalisis, sedangkan rata-rata *confidence* mencapai 0,6111, yang menandakan adanya hubungan kuat sekitar 61% antar item. Rata-rata *lift* sebesar 1,7075 menunjukkan bahwa item-item dalam dataset memiliki kecenderungan untuk muncul bersama lebih sering daripada yang diharapkan secara independen. Item "Cargo Pendek Monolith" dan "slingbag canvas" menunjukkan hubungan terkuat dengan *confidence* tertinggi mencapai 86%. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori merupakan alat yang efektif untuk menggali pola pembelian pelanggan, yang dapat digunakan sebagai dasar untuk meningkatkan strategi pemasaran dan penataan produk di toko.

Daftar Pustaka:

- Ade Irma Amanda, S. M. A., Debi Setiawan, & Liza Trisnawati. (2023). Penerapan Algoritma Apriori Dalam Menganalisis Pola Minat Beli Konsumen Di Coffee Shop. *JEKIN - Jurnal Teknik Informatika*, 3(1), 25–32. <https://doi.org/10.58794/jekin.v3i1.483>
- Afandi, R., Martiansyah, R., Sari, L. M., Intan, S. F., & Pulungan, J. (2022). *Application of the Apriori Algorithm to Determine the Pattern of Transactions for Purchasing Drinks and Food at Coffe Gubuk Penerapan Algoritma Apriori untuk Menentukan Pola Transaksi Pembelian Minuman dan Makanan di Coffe Gubuk*. 1(2), 111–118.
- Aji, A. S., & Sulianta, F. (2024). *Mining Data Perilaku Belanja Online Konsumer Menggunakan Algoritma Apriori untuk Menghasilkan Aturan Asosiasi Sebagai Dasar Menentukan Aksi Bisnis pada Web E-Commerce*. March.
- Ashari, I. A., Wirasto, A., Nugroho Triwibowo, D., & Purwono, P. (2022). Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 21(3), 701–709. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i3.1439>
- Aziz, S. (2024). *Efektivitas Metode Pembelajaran E-Learning Menggunakan Meta Analisis Metode Pico Implikasi Untuk Pendidikan Di Era Digital*. <https://repository.ar-raniry.ac.id/id/eprint/39781/1/ShahibulAziz%2C%20190705047%2C%20FST%2C%20TI.pdf>
- Cahya, P. D., & Hutagalung, D. D. (2023). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Pada Penjualan Produk Sembako Berbasis Web (Studi Kasus : Warung Abah Murdika). *LOGIC : Jurnal Ilmu Komputer Dan Pendidikan*, 1(6), 1465–1469. <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/logic/article/view/2460>
- Danta, N. K., & Hijrah, L. (2024). PENGARUH STORE ATMOSPHERE, KUALITAS PRODUK DAN KUALITAS PELAYANAN TERHADAP KEPUTUSAN PEMBELIAN PADA MINISO DI KOTA SAMARINDA. *Journal of Economic, Bussines and Accounting (COSTING)*, 7. <https://journal.ipm2kpe.or.id/index.php/COSTING/article/view/13147>
- Erfina, A., Melawati, & Destria Arianti, N. (2020). Penerapan Metode Data Mining Terhadap Data Transaksi Penjualan Menggunakan Algoritma Apriori. *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, 2(3), 14–22. <https://doi.org/10.52005/jursistekni.v2i3.62>
- Erwansyah, K., Andika, B., & Gunawan, R. (2021). Implementasi Data Mining Menggunakan Asosiasi Dengan Algoritma Apriori Untuk Mendapatkan Pola Rekomendasi Belanja Produk Pada Toko Avis Mobile. *J-SISKO TECH (Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Sistem Komputer TGD)*, 4(1), 148. <https://doi.org/10.53513/jsk.v4i1.2628>
- Haryandi, P., Widiastiwi, Y., & Chamidah, N. (2021). Penerapan Algoritma Apriori untuk Mencari Pola Penjualan Produk Herbal (Studi Kasus: Toko Hanawan Gemilang). *Informatik : Jurnal Ilmu Komputer*, 17(3), 218. <https://doi.org/10.52958/iftk.v17i3.3655>
- Hofsah, T. P., & Anggoro, T. (2024). Implementasi Data Mining Penjualan menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus : Toko SRC Aska Musa). *Innovative: Journal Of Social Science Research*, 4, 1999–2014. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/16606/11164>
- Husain, T. K., & Amran, F. D. (2020). Analisis Pola Pembelian Produk Pada E-Commerce Panenmart. *Journal of Food System and*

- Agribusiness*, 4(2), 76–82.
<https://doi.org/10.25181/jofsa.v4i2.1618>
- Ibnu Haidar. (2021). Implementasi Algoritma Apriori Untuk Mencari Pola Transaksi Penjualan (Studi Kasus: Carroll Kitchen). *Jurnal Teknik Informatika Vol 9 No. 2, Oktober 2016*, 84.
- NI'MAH, S. K. (2022). *Analisa Data Mining Menggunakan Market Basket Analysis dengan Metode Association rule untuk Mengetahui Pola Pembelian Konsumen pada Toko Sehatentrem*
[http://eprints.umpo.ac.id/9886/%0Ahttp://eprints.umpo.ac.id/9886/10/SKRIPSI Full Sylvi Khoirotun Ni%27mah - 18533053.pdf](http://eprints.umpo.ac.id/9886/%0Ahttp://eprints.umpo.ac.id/9886/10/SKRIPSI%20Full%20SylviKhoirotunNi%27mah-18533053.pdf)
- Oktavia, I. P., Anggreini, N. L., Pip, K., & Bayes, N. (2024). IMPLEMENTASI ALGORITMA NAIVE BAYES DENGAN METODE KLASIFIKASI DALAM MENENTUKAN SISWA PENERIMA BANTUAN PROGRAM INDONESIA PINTAR (STUDI KASUS: SMPN 3 CIHAMPELAS). *JATI : Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(6), 11152–11158.
- Rahim, A., & Haerullah, H. (2021). Perancangan Sistem Informasi Posyandu Pembinaan Puskesmas Trauma Center Loa Janan (Studi Kasus : Posyandu Rajawali). *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 5(1), 73.
<https://doi.org/10.30872/jurti.v5i1.6071>
- Ramadani, F. D., Irawan, B., Bahtiar, A., Informatika, T., Apriori, A., & Pembelian, P. (2024). ANALISIS KERANJANG PASAR UNTUK PENINGKATAN PENJUALAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI. *JATI : Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 8(3), 2942–2950.
<https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati/article/view/9593>
- Rifa, Y., & Kunci, K. (2023). Analisis Metodologi Penelitian Kulitatif dalam Pengumpulan Data di Penelitian Ilmiah pada Penyusunan Mini Riset. *Cendekia Inovatif Dan Berbudaya*, 1(1), 31–37.
- Santoso, M. H. (2021). Application of Association Rule Method Using Apriori Algorithm to Find Sales Patterns Case Study of Indomaret Tanjung Anom. *Brilliance: Research of Artificial Intelligence*, 1(2), 54–66.
<https://doi.org/10.47709/brilliance.v1i2.1228>
- Sari, N. D., & Khoiriah, S. (2022). Penerapan Metode Asosiasi Pada Toko Afifa Dengan Algoritma Apriori. *Instink: Inovasi Pendidikan, Teknologi Informasi Dan Komputer*, 1(1), 8–17.
<https://doi.org/10.30599/instink.v1i1.1498>
- Statistik, B. P. (2024). *Jumlah Sarana Perdagangan menurut Jenisnya di Kota Samarinda 2020-2022*.
<https://samarindakota.bps.go.id/indicator/105/485/1/jumlah-sarana-perdagangan-menurut-jenisnya-di-kota-samarinda.html>
- Syahri, M. E., & Yusuf, D. (2023). PENERAPAN DATA MINING MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI TERHADAP DATA TRANSAKSI PENJUALAN UNTUK MENENTUKAN PAKET PROMOSI (STUDI KASUS KEDAI WARUNG JAMBU). *JATI : Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 7(4), 2690–2699.