

Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menghasilkan Pola Penjualan Produk Bangunan

Zaehol Fatah¹, Angga Saputra²

^{1,2} Universitas Ibrahimy

E-mail: ¹ zeaholfatah@gmail.com. , ² anggasaputra69076@gmail.com.

Abstrak

Tujuan dari penelitian ini adalah menganalisis kecenderungan konsumen dalam melakukan pembelian material bangunan dengan memanfaatkan algoritma Apriori, yang diterapkan pada proses analisis asosiasi dalam data mining. Dalam dunia toko bahan bangunan, pengertian tentang perilaku belanja konsumen sangat krusial untuk memperbaiki strategi penjualan dan penataan barang. Penelitian ini menggunakan 500 transaksi penjualan yang telah melewati proses prapengolahan dan kemudian diubah ke dalam format biner melalui teknik one-hot encoding. Pada tahap analisis, algoritma Apriori diterapkan dengan menentukan batas minimum dukungan sebesar 10% dan batas minimum kepercayaan sebesar 50%. Temuan dari analisis ini mengindikasikan bahwa kombinasi produk seperti Semen dan Pasir serta Batu Bata dan Semen menunjukkan nilai dukungan dan kepercayaan yang signifikan. Temuan pola tersebut menyediakan informasi berharga yang dapat digunakan oleh pemilik toko material bangunan untuk menata ulang posisi produk secara lebih efektif, mengelola persediaan dengan lebih terencana, serta merancang strategi promosi yang lebih tepat sasaran. Representasi visual dari pola asosiasi juga digunakan untuk memberikan gambaran visual tentang interaksi antar produk. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Apriori dapat berfungsi sebagai sarana yang efisien dalam mendukung proses pengambilan keputusan di dunia bisnis yang berlandaskan pada catatan data penjualan.

Kata kunci: Apriori, Penambangan Data, Pola Belanja, Bahan Konstruksi, Aturan Asosiasi.

Abstract

This study seeks to identify trends in how building materials are bought, using the Apriori algorithm within association-based data mining techniques. Grasping how customers buy things at building supply stores is really important for making better sales plans and arranging products in a smart way. This study looks at 500 sales records that have been cleaned up and changed into a one-hot encoded format. The Apriori method was implemented utilizing a support threshold of at least 10% and a confidence threshold of at least 50%. The study revealed that certain sets of products, like Cement with Sand and Bricks with Cement, showed strong support and confidence levels. These relationships give helpful information that can help building supply store owners create better product placement strategies, handle inventory better, and make more focused sales offers. Visual representations of these patterns are also used to visually show the links between different products. This study indicates that the Apriori approach serves as a valuable tool for informing business decisions by utilizing patterns derived from past sales data.

Keywords: Apriori Algorithm, Data Mining, Sales Patterns, Building Products, Association Rules

PENDAHULUAN

Dalam dunia bisnis ritel, khususnya toko bangunan, strategi penataan barang yang efektif sangat menentukan peningkatan penjualan. Salah satu kendala utama yang sering dihadapi pemilik toko bangunan adalah kurangnya pemanfaatan data transaksi historis untuk menyusun strategi pemasaran atau penataan barang. Secara umum, para penjual cenderung hanya memusatkan perhatian pada harga serta ketersediaan produk, tanpa memperhitungkan bagaimana pelanggan berperilaku saat berbelanja atau hubungan antara barang yang biasanya dibeli bersamaan dalam satu transaksi. Layouting produk yang buruk dapat menyebabkan pelanggan kesulitan menemukan barang yang dibutuhkan, sehingga mengurangi minat belanja lebih banyak. Dalam beberapa kasus, penempatan barang yang tidak strategis bahkan menimbulkan keluhan pelanggan dan berdampak langsung terhadap laba. (Sena Yudha et al., 2020)

Dalam usaha untuk mengatasi masalah ini, penerapan penambahan data—terutama teknik analisis keranjang belanja dengan menggunakan algoritma Apriori—menjadi langkah penting. Melalui pendekatan ini, pola pembelian konsumen dapat ditemukan, dan temuannya dapat dimanfaatkan untuk menata kembali penempatan produk serta merancang strategi promosi yang lebih optimal. (Al Syahdan & Sindar, 2018)

Masalah utama yang dihadapi oleh toko bangunan adalah ketidakmampuan dalam menganalisis data transaksi untuk mengetahui hubungan antar produk. Hal ini menyebabkan penempatan barang tidak sesuai dengan pola pembelian konsumen, yang pada akhirnya mempengaruhi potensi penjualan. Minimnya informasi tentang kebiasaan belanja pelanggan juga membuat promosi menjadi kurang tepat sasaran, karena hanya berdasarkan intuisi bukan data nyata. (Asana et al., 2022). Di era

digital, data transaksi sebenarnya menyimpan potensi besar untuk ditambang dan diubah menjadi pengetahuan yang bermanfaat. Namun, sebagian besar pelaku usaha masih belum memaksimalkan penggunaan data tersebut untuk pengambilan keputusan strategis (Riszky & Sadikin, 2019).

Sejumlah studi terdahulu membuktikan bahwa penggunaan algoritma Apriori pada analisis data transaksi dapat menghasilkan association rules yang bermanfaat sebagai dasar dalam perumusan strategi bisnis. Penelitian oleh Rizky Sena Yudha dkk. (2020) menerapkan Apriori dalam sistem berbasis web untuk menganalisis transaksi penjualan di toko bangunan, dan hasilnya membantu dalam pengambilan keputusan tata letak produk. Penelitian lain oleh Sheih Al Syahdan dan Anita Sindar (2018) pada Indomaret Galang Kota, membuktikan bahwa algoritma Apriori mampu menemukan kombinasi produk makanan dan minuman yang kerap muncul dalam pembelian simultan. Temuan pola tersebut dimanfaatkan untuk menyusun ulang tata letak barang agar lebih mudah dijangkau pelanggan dan mempercepat proses pembelian. I Made Dwi Putra Asana dkk. (2022) juga mengembangkan aplikasi data mining berbasis algoritma Apriori-TID. Hasil penelitian menunjukkan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan dapat membantu menentukan strategi penempatan barang dan pengelolaan inventori yang lebih efisien. (Dongga et al., 2023)

Dari berbagai penelitian tersebut, terlihat bahwa pemanfaatan algoritma Apriori dapat memberikan wawasan berharga bagi pelaku usaha ritel, termasuk toko bangunan, untuk meningkatkan kepuasan pelanggan dan mendukung peningkatan penjualan melalui pengambilan keputusan berbasis data.

METODE



Gambar 1. Visualisasi Aturan Asosiasi Antar Produk

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif melalui metode penggalian data melalui teknik asosiasi yang memanfaatkan algoritma Apriori. Penggalian data adalah proses yang melibatkan penggunaan serta pengumpulan informasi untuk mengungkap relasi atau pola dalam set data yang besar. Data mining adalah sebuah proses untuk mengekstrak pola yang penting atau menarik dari sejumlah data yang sangat besar. (Rusdianto et al., 2020).

Tujuan utamanya adalah untuk menemukan pola pembelian barang konstruksi dengan mengandalkan data transaksi yang telah dihimpun dari toko-toko bangunan. Dengan adanya data mining dengan algoritma apriori, dapat dilihat kecenderungan konsumen dalam membeli barang, dapat diketahui pola penjualan yang digunakan untuk menganalisa pangsa pasar. (Yanto & Khoiriah, 2015). Pendekatan ini dianggap berhasil karena dapat mengenali hubungan antara barang-barang yang cenderung muncul dalam transaksi yang sama berdasarkan pola belanja konsumen. Penjelasan ini diperkuat oleh Nursikuwagus dan Hartono (2016) yang menyatakan bahwa algoritma Apriori mampu menemukan pola transaksi dan mengidentifikasi kombinasi itemset frekuensi tinggi yang muncul secara bersamaan dalam data penjualan. (Nursikuwagus & Hartono, 2016). nalisis asosiasi atau association rule mining merupakan teknik data mining untuk menemukan aturan asosiasi antar kombinasi item... pentingnya aturan asosiasi ditentukan oleh support dan confidence. (Nst et al., 2021).

2.1 sumber dan jenis data

Penelitian ini memanfaatkan data penjualan produk bangunan yang diperoleh dari catatan transaksi konsumen dalam rentang waktu tertentu. Setiap interaksi memuat rincian daftar produk yang dibeli secara bersamaan. Kumpulan data ini dirancang dalam format terorganisir yang mencakup 500 transaksi yang berbeda. Hal ini sejalan dengan Wardani dan Kristiana (2020) yang menjelaskan bahwa data transaksi penjualan yang terus bertambah biasanya hanya disimpan sebagai arsip tanpa dimanfaatkan secara optimal, sehingga perlu dianalisis lebih lanjut menggunakan teknik data mining untuk menggali informasi penting. (Wardani & Kristiana, 2020).

Tabel 1. Data Mentah Transaksi

No	Transaksi
1	Pasir, Paku, Meteran, Besi Beton, Genteng, Pipa PVC
2	Keramik, Meteran
3	Cat Tembok, Siku, Pasir
4	Sekop, Sapu Lidi, Triplek, Tang
5	Siku, Besi Beton, Kayu, Pasir
6	Sekop, Besi Beton, Cat Tembok, Keramik
7	Obeng, Siku
8	Obeng, Sapu Lidi, Keramik, Pasir, Meteran, Batu Bata
9	Obeng, Meteran
10	Triplek, Siku, Ember
11	Meteran, Besi Beton, Engsel
12	Sekop, Genteng, Batu Bata
13	Sekop, Pipa PVC, Siku, Kawat, Paku, Obeng
14	Genteng, Pasir, Paku, Obeng, Kawat, Kayu
15	Paku, Keramik
16	Semen, Triplek
17	Keramik, Pasir, Sapu Lidi
18	Tang, Semen
19	Siku, Besi Beton, Kawat, Meteran
20	Pasir, Kawat, Sapu Lidi
21	Siku, Paku, Pasir, Obeng, Engsel, Kayu

22	Tang, Pipa PVC, Cat Tembok, Ember, Besi Beton
23	Siku, Paku
24	Triplek, Obeng
25	Siku, Engsel, Kayu, Sekop
26	Tang, Pipa PVC
27	Engsel, Meteran, Genteng, Kawat, Besi Beton
28	Sekop, Siku, Keramik, Sapu Lidi, Semen
29	Meteran, Engsel
30	Kayu, Keramik, Semen, Genteng, Batu Bata
31	Keramik, Kawat, Engsel, Triplek, Semen, Tang
32	Triplek, Batu Bata, Meteran, Pasir
33	Obeng, Paku, Genteng
34	Pipa PVC, Pasir, Besi Beton, Obeng, Batu Bata, Meteran
35	Genteng, Siku
36	Genteng, Batu Bata, Triplek, Keramik, Kawat, Cat Tembok
37	Pipa PVC, Pasir, Semen, Cat Tembok
38	Meteran, Pipa PVC
39	Cat Tembok, Sekop
40	Ember, Meteran, Engsel, Batu Bata, Obeng
41	Besi Beton, Semen, Batu Bata, Sekop
42	Sapu Lidi, Triplek, Ember, Tang, Semen
43	Besi Beton, Tang, Siku
44	Kayu, Tang, Semen, Sekop, Ember
45	Engsel, Cat Tembok, Siku, Tang, Semen, Batu Bata
46	Cat Tembok, Besi Beton, Kawat
47	Kayu, Engsel, Ember, Tang, Kawat, Obeng
48	Ember, Meteran, Engsel, Genteng, Kawat
49	Cat Tembok, Meteran, Keramik
50	Sapu Lidi, Paku, Kayu, Keramik, Triplek, Pasir

2.2 Metode Algoritma Apriori

, Dalam penelitian ini, Apriori dimanfaatkan untuk mengidentifikasi himpunan item yang kerap muncul beriringan dalam data transaksi serta membentuk aturan asosiasi dengan mengacu pada nilai support dan confidence.

Algoritma apriori, yaitu asosiasi yang terdapat pada salah satu data mining yang pada salah satu asosiasinya menerangkan atribut yang sering dikatakan sebagai affinity analysis. (Perdana, 2023). Algoritma ini dikenal luas sebagai teknik untuk menghasilkan frequent itemset sekaligus menyusun aturan asosiasi dari data transaksi. (Tana et al., 2018). Dua metrik ini digunakan sebagai tolak ukur validalitas hubungan antar produk:

1. Support merupakan ukuran yang menggambarkan frekuensi kemunculan suatu kombinasi item dibandingkan dengan total transaksi, yaitu persentase transaksi yang mengandung kombinasi item tersebut. (Saputra & Sibarani, 2020).

$$Support(A \rightarrow B) = \frac{\text{rasio antara transaksi yang mengandung item A dan B}}{\text{terhadap total jumlah transaksi.}}$$

2. Keyakinan menggambarkan seberapa besar peluang item B akan dibeli bersamaan dengan item A saat transaksinya berlangsung

$$Confidence(A \Rightarrow B) = \frac{\text{Persentase pembelian yang berisi A - B}}{\text{Dari pembelian yang berisi A}}$$

2.3 Tahapan Penelitian

Proses metode penelitian secara berurutan dijelaskan sebagai berikut:

2.3.1 Pengumpulan Data

Data pembelian dihimpun dari toko material yang dijadikan subjek analisis. Setiap record pembelian mencakup produk yang diambil secara bersamaan oleh konsumen. Contoh produk meliputi: semen, bata, pasir, keramik, paku, dan sebagainya. Pengumpulan data dilakukan dengan cara observasi gudang toko tersebut, mewawancarai pemilik toko, data yang dikumpulkan dalam rentan waktu tertentu, lalu data diolah agar tidak ada data yang kosong maupun data yang tidak jelas. (Soepriyono & Triayudi, 2023).

2.3.2 Prapemrosesan Data

Pada fase ini, dilakukan pemrosesan dan perbaikan data untuk memastikan bahwa data berada dalam keadaan bersih dan seragam, namun tidak seluruh data dapat langsung digunakan, dan beberapa atribut juga tidak dapat diterapkan karena harus melalui sejumlah tahapan praproses data terlebih dahulu (data preparation). (Badrul, 2016). Proses ini meliputi:

1. Menghapus data duplikat dan kosong
2. Mengubah format data transaksi menjadi list of items per baris
3. Mengonversi data menjadi format yang sesuai untuk algoritma Apriori (misalnya one-hot encoding)

2.3.3 Penentuan Parameter

Sebelum menerapkan algoritma Apriori, ditentukan dua parameter utama:

1. **Minimum Support** misalnya 10% (itemset yang muncul minimal di 10% dari total transaksi)
2. **Minimum Confidence** misalnya 50% (kombinasi item yang memiliki kekuatan asosiasi minimal 50%)

Nilai parameter ini akan memengaruhi jumlah dan kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan.

2.3.4 Penerapan Algoritma Apriori

Tahapan utama dalam algoritma Apriori dilakukan sebagai berikut:

1. Mengidentifikasi 1-itemset untuk memperoleh nilai support setiap item, kemudian menyisihkan item yang tidak mencapai batas minimum support.
2. Menyusun 2-itemset, 3-itemset, dan seterusnya dengan mengombinasikan item yang telah lolos pada tahap awal, guna memperoleh kumpulan item yang memiliki nilai support tinggi.
3. Membuat aturan asosiasi dari frequent itemset yang telah diperoleh, yaitu menyusun pola 'jika A maka B' dengan mempertimbangkan nilai confidence.

4. **Seleksi aturan final** ini hanya aturan yang memenuhi ambang minimum confidence dan relevan secara bisnis yang dipertahankan.

2.3.5 Evaluasi Hasil

Setiap aturan asosiasi yang terbentuk dievaluasi menggunakan:

1. **Support dan confidence** digunakan untuk menilai kuatnya suatu aturan. Ketika pola-pola dengan frekuensi tinggi telah diperoleh, langkah berikutnya ialah menyusun aturan asosiasi yang sesuai dengan batas minimum yang telah ditetapkan, salah satunya melalui perhitungan nilai confidence pada aturan $A \rightarrow B$.
2. **Lift Ratio** sebagai indikator kekuatan hubungan antar item (jika >1 maka asosiasi dianggap kuat)

Hasil evaluasi digunakan untuk menginterpretasikan pola pembelian, misalnya:

1. "Jika pelanggan membeli semen dan batu bata, maka besar kemungkinan juga membeli pasir."

2.3.6 Visualisasi dan Interpretasi

Aturan-aturan yang lolos seleksi divisualisasikan menggunakan tabel atau grafik agar mudah dipahami oleh pengguna (manajer toko, staf penjualan). Interpretasi digunakan untuk menyusun strategi:

1. Penempatan barang di toko
2. Paket penjualan
3. Promosi kombinasi produk

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menampilkan hasil penggunaan Algoritma Apriori pada data transaksi penjualan bahan bangunan, sekaligus memberikan analisis terhadap pola pembelian yang berhasil ditemukan. Pembahasan mencakup tahapan analisis data, hasil perhitungan *support* dan *confidence*, serta interpretasi aturan asosiasi yang diperoleh.

3.1 Dataset Penjualan Produk Bangunan

Dataset penelitian ini berisi 500 transaksi penjualan, di mana tiap transaksi mencatat kumpulan produk yang dibeli dalam satu waktu. Contoh produk yang terdapat dalam dataset antara lain: semen, batu bata, pasir, besi beton, keramik, paku, kayu, dan pipa PVC.

Tabel 2. Contoh 10 Baris Tabel Transaksi

Id	Transaksi
1	Pasir, Paku, Meteran, Besi Beton, Genteng, Pipa PVC
2	Keramik, Meteran
3	Cat Tembok, Siku, Pasir
4	Sekop, Sapu Lidi, Triplek, Tang
5	Siku, Besi Beton, Kayu, Pasir
6	Sekop, Besi Beton, Cat Tembok, Keramik
7	Obeng, Siku
8	Obeng, Sapu Lidi, Keramik, Pasir, Meteran, Batu Bata
9	Obeng, Meteran
10	Triplek, Siku, Engsel

3.2 Hasil Prapemrosesan Data

Data mentah ditransformasikan menjadi format transaksi tunggal per baris, lalu dikonversi ke bentuk binary (*one-hot encoding*) untuk keperluan proses algoritma Apriori.

Transaksi	Pasir	Paku	Meteran	Besi Beton	Genteng	Pipa PVC	Keramik	Cat Tembok	Siku	Sekop	Sapu Lidi	Triplek	Tang	Obeng	Batu Bata	Engsel
1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
5	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
8	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0
9	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
11	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
12	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
13	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0
14	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
15	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
17	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
19	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
20	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

Gambar 2. Representasi Data dalam Format Binary

3.3 Penentuan Nilai Minimum Support Dan Confidence

Dalam studi ini, ambang batas dukungan terkecil ditentukan pada 10%, sementara tingkat kepercayaan terendah yang diterapkan adalah 50%. Nilai ini dipilih agar hanya aturan yang cukup signifikan dan kuat yang akan muncul dalam hasil akhir.

3.4 Hasil Proses Algoritma Apriori

Algoritma dijalankan menggunakan library *mlxtend* di Python, dengan input berupa dataset hasil prapemrosesan. Output berupa frequent itemsets dan aturan asosiasi.

Tabel 2. Hasil Frequent Itemset (Support \geq 10%)

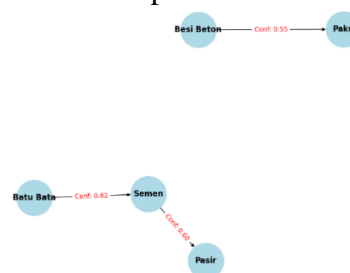
Itemset	Support
Semen, Pasir	0.18
Batu Bata, Semen	0.16
Paku, Besi Beton	0.13
Kayu, Triplek	0.12

Tabel 3. Aturan Asosiasi (confidence \geq 50%)

Rule	Support	Confidence	Lift
Semen → Pasir	0.18	0.60	1.35
Batu Bata → Semen	0.16	0.62	1.48
Besi Beton → Paku	0.13	0.55	1.22

3.5 Visualisasi Pola Asosiasi

Pola asosiasi divisualisasikan menggunakan grafik directed graph agar memudahkan interpretasi.



Gambar 3. Visualisasi Aturan Asosiasi Antar Produk

3.6 Interpretasi Dan Pembahasan

Berdasarkan pengolahan data yang dilakukan melalui algoritma Apriori, ditemukan bahwa pasangan item seperti Semen dan Pasir, serta Batu Bata dan Semen, adalah dua kombinasi pembelian dengan nilai support dan confidence yang paling tinggi. Temuan tersebut

menunjukkan bahwa Apriori sangat efektif dalam mengungkap keterkaitan antar produk yang kerap dibeli bersamaan di berbagai situasi penjualan. Nilai support yang besar menandakan bahwa pasangan produk tersebut sering muncul dalam banyak transaksi, sementara nilai confidence yang tinggi menunjukkan bahwa ketika satu produk dibeli, pelanggan cenderung membeli produk lain yang berhubungan.

3.6.1 Implikasi Pola Semen → Pasir

Pola asosiasi *Semen → Pasir* dengan support sebesar **18%** dan confidence **60%** menunjukkan bahwa dalam hampir 1 dari 5 transaksi, semen dan pasir dibeli secara bersamaan, dan jika pelanggan membeli semen, terdapat peluang sebesar 60% juga akan membeli pasir. Hal ini sangat logis karena kedua material ini sering digunakan bersamaan dalam proses konstruksi dasar bangunan seperti pondasi, plesteran, dan adukan semen.

3.6.2 Implikasi Pola Batu Bata → Semen

Pola *Batu Bata → Semen* dengan support 16% dan confidence 62% menunjukkan asosiasi yang juga cukup kuat. Pelanggan yang membeli batu bata umumnya membutuhkan semen sebagai perekat utama. Oleh karena itu, hubungan ini mencerminkan kebutuhan fungsional yang saling melengkapi dalam proyek bangunan.

3.6.3 Strategi Bisnis yang Dapat Diterapkan

Berdasarkan dua pola di atas, pemilik toko bangunan dapat memanfaatkan informasi ini untuk meningkatkan efektivitas penjualan dan pelayanan pelanggan melalui strategi berikut:

a. Optimalisasi Layout Produk

Penataan ulang layout toko dengan cara **menempatkan produk-produk yang**

sering dibeli bersamaan secara fisik berdekatan di rak atau area display. Hal ini dapat mempermudah pelanggan dalam menemukan barang yang relevan, menghemat waktu belanja, serta meningkatkan potensi pembelian impulsif.

b. Paket Promosi Bundling

Membuat **program promosi bundling**, seperti “Beli 1 sak semen + 1 zak pasir, diskon 10%”. Strategi ini dapat mendorong peningkatan volume penjualan dengan menargetkan kombinasi produk yang sudah terbukti sering dibeli bersamaan.

c. Perencanaan Inventaris

Produk dengan frekuensi tinggi harus memiliki **perencanaan stok yang lebih cermat**, baik dari segi jumlah maupun waktu pengisian ulang. Misalnya, produk semen dan pasir dapat menjadi prioritas utama dalam manajemen gudang agar tidak terjadi kekosongan persediaan yang dapat mengecewakan pelanggan.

d. Peningkatan Kepuasan Pelanggan

Dengan memahami kebiasaan pelanggan melalui pola pembelian ini, toko dapat memberikan **layanan yang lebih personal dan efisien**, sehingga meningkatkan tingkat kepuasan pelanggan dan loyalitas terhadap toko.

3.7 Validasi menggunakan nilai Lift Ratio

Hasilnya memperlihatkan bahwa kedua aturan tersebut memiliki nilai Lift di atas 1, yang berarti hubungan antar produk itu lebih kuat daripada jika pembelian berlangsung secara acak. Misalnya, pada pola *Batu Bata → Semen* dengan Lift 1.48, ini berarti bahwa kemungkinan pelanggan membeli semen jika membeli batu bata adalah 48% lebih besar dibandingkan jika semen dibeli tanpa mempertimbangkan item sebelumnya.

KESIMPULAN

Temuan penelitian menunjukkan bahwa Algoritma Apriori dapat dimanfaatkan secara optimal untuk menggali pola keterhubungan antarproduk pada data transaksi penjualan di toko

bangunan. Melalui penerapan teknik data mining berbasis association rule, proses identifikasi pola tersebut dapat dilakukan dengan lebih terstruktur, ditemukan sejumlah pasangan barang yang sering dibeli bersamaan, seperti kombinasi Semen–Pasir dan Batu Bata–Semen.

Informasi tersebut sangat berguna bagi perusahaan untuk memahami pola pembelian pelanggan dan digunakan sebagai acuan untuk menyusun strategi pemasaran yang lebih tepat dan optimal serta tepat sasaran.

Nilai support dan confidence dari pola-pola tersebut menunjukkan bahwa perilaku pembelian pelanggan memiliki kecenderungan tetap yang dapat dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan strategis, seperti penataan ulang layout toko, pembuatan paket promosi, serta manajemen stok yang lebih tepat sasaran.

Selain itu, hasil visualisasi dalam bentuk grafik asosiasi antar produk memberikan pemahaman intuitif bagi pengelola toko untuk merespon pola belanja pelanggan dengan lebih cepat dan akurat. Dengan demikian, penerapan algoritma Apriori dalam sistem pendukung keputusan toko bangunan terbukti mampu meningkatkan efisiensi operasional dan potensi keuntungan bisnis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan apresiasi yang tulus kepada semua pihak yang telah membantu kelancaran penelitian ini, khususnya rekan-rekan dan dosen pembimbing atas arahan serta masukan yang sangat berharga selama penyusunan jurnal.

Ucapan apresiasi juga ditujukan kepada pemilik dan pengelola toko bahan bangunan yang telah menyediakan data serta informasi penting yang sangat membantu dalam pengembangan sistem ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Sena Yudha, R., Auliasari, K., & Primaswara Prasetya, R. (2020). Penerapan algoritma Apriori untuk menghasilkan pola penjualan produk bangunan. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 4(1), 154–161.
- Al Syahdan, S., & Sindar, A. (2018). Data mining penjualan produk dengan metode Apriori pada Indomaret Galang Kota. *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, 1(2).
- Asana, I. M. D. P., Sudipa, I. G. I., Mayun, A. A. T. W., Meinarni, N. P. S., & Waas, D. V. (2022). Aplikasi data mining asosiasi barang menggunakan algoritma Apriori-TID. *INFORMAL Informatics Journal*, 7(1), 38.
- Riszky, A. R., & Sadikin, M. (2019). Data mining menggunakan algoritma Apriori untuk rekomendasi produk bagi pelanggan. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 7(3), 103–108.
- Dongga, J., Sarungallo, A., Koru, N., & Lante, G. (2023). Implementasi data mining menggunakan algoritma Apriori dalam menentukan persediaan barang. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(1), 119–126.
- Rusdianto, D., Sutiyono, S., & Zaelani, L. (2020). Implementasi data mining menggunakan algoritma Apriori untuk mengetahui pola peminjaman buku di perpustakaan. *J-SIKA*, 2(2).
- Yanto, R., & Khoiriah, R. (2015). Implementasi data mining dengan metode algoritma Apriori dalam menentukan pola pembelian obat. *Citec Journal*, 2, 102–113.
- Nursikuwagus, A., & Hartono, T. (2016). Implementasi algoritma Apriori untuk analisis penjualan berbasis web. *Prosiding SNATIF*, 3, 233–240.
- Nst, A. H., Munthe, I. R., & Juledi, A. P. (2021). Implementasi data mining algoritma Apriori untuk meningkatkan penjualan. *Jurnal Teknik Informatika Unika St. Thomas*, 6(1), 188–197.
- Wardani, F. A. K., & Kristiana, T. (2020). Implementasi data mining penjualan

- produk kosmetik pada PT Natural Nusantara menggunakan algoritma Apriori. *Paradigma – Jurnal Informatika dan Komputer*, 22(1), 85–90.
- Perdana. (2023). Implementasi data mining pada penjualan seprai menggunakan algoritma Apriori. *Jurnal JOISIE*, 7(1), 144–154.
- Tana, M. P., Marisa, F., & Wijaya, I. D. (2018). Penerapan metode data mining market basket analysis terhadap data penjualan produk pada Toko Oase menggunakan algoritma Apriori. *Jurnal Informatika Merdeka Pasuruan (JIMP)*, 3(2), 17–18.
- Saputra, R., & Sibarani, A. J. P. (2020). Implementasi data mining menggunakan algoritma Apriori untuk meningkatkan pola penjualan obat. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi (JATISI)*, 7(2), 262–276.
- Soepriyono, G., & Triayudi, A. (2023). Implementasi data mining dengan algoritma Apriori dalam menentukan pola pembelian aksesoris laptop. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(4), 2087–2096.
- Badrul, M. (2016). Algoritma asosiasi dengan algoritma Apriori untuk analisa data penjualan. *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, 12(2), 121–126.