

## Analisis Kinerja Algoritma Apriori dalam Mengidentifikasi Pola Pembelian Produk pada Data Transaksi

Fany Andhika Zulindra<sup>1</sup>, Sri Hartati<sup>2</sup>, Rina Arifiani<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi S1 Informatika, Fakultas Bisnis Sains dan Teknologi, Universitas Bhamada Slawi

<sup>2</sup>Program Studi S1 Informatika, Fakultas Bisnis Sains dan Teknologi, Universitas Bhamada Slawi

<sup>3</sup>Program Studi S1 Informatika, Fakultas Bisnis Sains dan Teknologi, Universitas Bhamada Slawi

[fanyandhikazulindra@gmail.com](mailto:fanyandhikazulindra@gmail.com)\*, [sri.bhamada1305@gmail.com](mailto:sri.bhamada1305@gmail.com), [rina.arifiani89@gmail.com](mailto:rina.arifiani89@gmail.com)

### Abstract

Republik Computer Slawi frequently faces inventory imbalances, characterized by stockouts for some products and overstocking for others. This study aims to analyze the performance of the Apriori algorithm in identifying product purchasing patterns to serve as a basis for data-driven decision-making. The analysis was conducted on 1,399 sales transaction records using RapidMiner, with a minimum support of 5% and a minimum confidence of 60%. The results demonstrate that the Apriori algorithm successfully generated frequent itemsets—up to 3-itemsets—and produced 10 association rules with confidence values ranging from 0.855 to 0.981. The "Mouse" product exhibited the highest support value at 0.773, while the combination of "Mouse" and "Laptop Bag" showed the highest support among 2-itemsets at 0.662. Performance metrics yielded an RMSE of 0.060 and a Squared Error of 0.004, indicating a low level of prediction error for the model. Consequently, the Apriori algorithm proves effective in identifying purchasing patterns and can be utilized to support more optimal inventory management at Republik Computer Slawi.

*Keywords:* apriori algoritma, association rule, data mining, purchase patterns.

### Abstrak

Republik Computer Slawi sering menghadapi ketidak seimbangan persediaan, ditandai dengan beberapa produk mengalami *stockout* sementara produk lainnya menumpuk. Penelitian ini bertujuan menganalisis performa algoritma *Apriori* dalam menentukan pola pembelian produk sebagai dasar pengambilan keputusan berbasis data. Analisis dilakukan terhadap 1.399 data transaksi penjualan menggunakan *RapidMiner* dengan minimum *support* 5% dan minimum *confidence* 60%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Apriori* mampu membentuk *frequent itemset* hingga 3-itemset dan menghasilkan 10 aturan asosiasi dengan nilai *confidence* 0,855–0,981. Produk Mouse memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,773, sedangkan kombinasi Mouse dan Tas Laptop memiliki *support* tertinggi pada *frequent 2-itemset* sebesar 0,662. Pengukuran performa menghasilkan nilai *RMSE* sebesar 0,060 dan *Squared Error* sebesar 0,004, yang menunjukkan model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang rendah. Dengan demikian, algoritma *Apriori* terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian dan dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengelolaan stok yang lebih optimal di Republik Computer Slawi.

Kata kunci: algoritma apriori, association rule, data mining, pola pemberian.

### 1. Pendahuluan

Kemajuan teknologi informasi mendorong pemanfaatan data transaksi penjualan sebagai sumber informasi strategis dalam pengelolaan usaha ritel [1]. Namun, banyak usaha ritel skala kecil dan menengah belum mengoptimalkan data tersebut [2], sehingga keputusan bisnis masih lebih banyak bertumpu pada pengalaman dan perkiraan [3]. Padahal, pengelolaan stok yang kurang tepat baik kehabisan barang maupun penumpukan persediaan dapat menurunkan efisiensi operasional dan menimbulkan kerugian [4].

Pola belanja konsumen yang kini melibatkan beberapa produk dalam satu transaksi menciptakan keterkaitan antar produk yang dapat digali untuk memahami perilaku pembelian [5]. Samasto dan Mailoa menyatakan bahwa data transaksi dapat diolah melalui *market basket analysis* untuk mengungkap produk yang sering dibeli bersamaan [5]. Zaehol Fatah dan Nur Aini menambahkan bahwa pengelolaan stok yang tidak tepat berdampak pada peluang penjualan dan kepuasan pelanggan [6], sementara Sinta Devi Rahmawati et al. menekankan bahwa ketidak seimbangan persediaan dan

permintaan meningkatkan biaya penyimpanan serta menurunkan efisiensi operasional [7].

Kondisi ini terjadi pada Republik *Computer Slawi*, toko ritel komputer dengan variasi produk beragam dan permintaan fluktuatif, yang kerap mengalami stok tidak seimbang. Tri Mey Wendelina Ambarita dan Rika Harman menyebutkan bahwa hal ini umumnya terjadi karena pengelolaan persediaan tidak berlandaskan pola pembelian konsumen [8], sehingga pengelolaan stok bersifat reaktif dan pemesanan ulang sering terlambat. Dhimas Prayogi et al. menekankan pentingnya analisis transaksi untuk mendukung keputusan pemesanan ulang yang lebih tepat [9].

*Market basket analysis* merupakan pendekatan data mining yang menganalisis keterkaitan antar produk berdasarkan perilaku konsumen [10], dengan algoritma *Apriori* sebagai metode untuk mengekstraksi pola pembelian yang sering muncul bersamaan [11]. Berbagai penelitian mendukung efektivitas metode ini, antara lain dalam mengungkap pola pembelian dan mendukung pengelolaan stok yang lebih terstruktur [12], sebagai dasar perencanaan persediaan yang lebih akurat [13], menghasilkan aturan asosiasi yang jelas dan mudah dipahami [14], bermanfaat dalam strategi penjualan [15], fleksibel diterapkan pada sistem penjualan sederhana [16], serta tetap menghasilkan pola pembelian yang relevan [17].

Namun, penelitian tersebut umumnya berfokus pada ritel besar dengan data simulasi atau publik, sehingga belum menggambarkan kondisi nyata ritel kecil seperti toko komputer lokal. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan algoritma *Apriori* pada data transaksi nyata Republik *Computer Slawi* untuk menganalisis pola pembelian produk komputer dan aksesoris, sebagai dasar pengelolaan stok berbasis data dan pemesanan ulang yang lebih tepat guna meningkatkan efisiensi operasional ritel skala lokal.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif terapan untuk menganalisis pola pembelian produk berdasarkan data transaksi penjualan. Pendekatan kuantitatif digunakan untuk mengolah data numerik secara objektif, sedangkan pendekatan deskriptif bertujuan menggambarkan pola pembelian tanpa menguji hubungan sebab akibat antar variabel [36]. Penelitian ini bersifat terapan karena hasil analisis dimanfaatkan sebagai dasar pengambilan keputusan dalam pengelolaan stok.

Data yang digunakan berupa data transaksi penjualan sehingga penelitian ini tidak menggunakan kuesioner maupun skala Likert. Analisis dilakukan menggunakan algoritma *Apriori* untuk menghasilkan nilai *support* dan *confidence* sebagai indikator performa algoritma. Penerapan algoritma *Apriori* untuk menganalisis pola pembelian produk telah digunakan pada penelitian

Maryam et al., [18]. Penelitian Calvin Suwandi et al., juga menunjukkan bahwa analisis pola pembelian menggunakan algoritma *Apriori* dapat dimanfaatkan untuk mendukung pengambilan keputusan dan penataan produk pada usaha ritel [19]. Penggunaan data numerik sebagai sumber analisis juga sesuai dengan karakteristik penelitian kuantitatif yang menekankan pengukuran dan analisis data secara sistematis [20].

### 2.1. Jenis Data dan Sumber Data

#### 2.1.1. Jenis Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kuantitatif berupa data transaksi penjualan. Menurut Sugiyono, data kuantitatif merupakan data berbentuk angka yang digunakan untuk menggambarkan suatu fenomena secara objektif melalui pengukuran numerik [21]. Data dalam penelitian ini meliputi jumlah transaksi, frekuensi kemunculan produk, serta kombinasi produk dalam setiap transaksi. Penggunaan data kuantitatif disesuaikan dengan tujuan penelitian, yaitu menganalisis performa algoritma *Apriori* dalam menghitung nilai *support* dan *confidence* untuk mengidentifikasi pola pembelian produk

#### 2.1.2. Sumber Data

Sumber data dalam penelitian ini adalah data primer, yaitu data yang diperoleh secara langsung dari sumber utama penelitian. Menurut Creswell, data primer memiliki tingkat relevansi yang tinggi karena berasal langsung dari objek yang diteliti [20]. Data yang digunakan berupa transaksi penjualan Republik *Computer Slawi* selama periode penelitian, yang dikumpulkan melalui observasi terhadap data transaksi tanpa menggunakan kuesioner maupun wawancara.

### 2.2. Teknik Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui observasi dan dokumentasi sesuai dengan karakter penelitian berbasis data transaksi. Observasi digunakan untuk memahami sistem pencatatan transaksi, sedangkan dokumentasi dimanfaatkan untuk memperoleh data historis penjualan yang tersimpan dalam sistem toko. Dalam penelitian *data mining*, dokumentasi transaksi menjadi sumber utama untuk menganalisis pola hubungan antar produk secara objektif [22]. Data yang dikumpulkan meliputi tanggal transaksi dan daftar produk yang dibeli selama periode penelitian. Sebelum dianalisis, data terlebih dahulu melalui proses verifikasi, penghapusan duplikasi, dan penyesuaian format agar valid dan konsisten. Tahap pra-proses ini penting karena kualitas data berpengaruh terhadap hasil analisis algoritma *Apriori* dan pola asosiasi yang dihasilkan [23].

### 2.3. Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan teknik *Association Rule Mining* dengan algoritma *Apriori* untuk

mengidentifikasi pola pembelian produk dari data transaksi. Analisis dilakukan melalui perhitungan nilai *support* untuk membentuk *frequent itemset* dan *confidence* untuk mengukur kekuatan aturan asosiasi. Hasil analisis kemudian diinterpretasikan sebagai dasar dalam mendukung pengelolaan stok, terutama untuk menentukan prioritas persediaan dan mengidentifikasi produk yang sering dibeli secara bersamaan.

## 2.4. Komponen Penelitian

### 2.4.1 Data Input Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data transaksi penjualan Republik *Computer* Slawi periode Januari–Desember 2025. Data tersebut mencakup informasi transaksi, daftar produk yang dibeli, frekuensi kemunculan produk, serta kombinasi produk dalam setiap transaksi. Seluruh data transaksi digunakan sebagai sumber utama untuk dianalisis menggunakan algoritma *Apriori* dalam mengidentifikasi pola pembelian produk.

### 2.4.2. Output Penelitian

*Output* penelitian ini berupa pola pembelian produk yang disajikan dalam bentuk aturan asosiasi berdasarkan nilai *support* dan *confidence*. Selain itu, penelitian ini juga menghasilkan indikator performa algoritma, yaitu nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Squared Error*, untuk mengevaluasi kinerja algoritma dalam mengolah data transaksi.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Jenis Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data transaksi penjualan dari Republik *Computer* Slawi, sebuah usaha ritel yang bergerak di bidang penjualan perangkat komputer dan aksesoris. Data diperoleh dari arsip transaksi penjualan yang kemudian dikonversi ke dalam format digital menggunakan *Microsoft Excel*. Data yang dianalisis mencakup periode Januari hingga Desember 2025 dengan jumlah sebanyak 1.399 transaksi. Seluruh data tersebut digunakan sebagai dasar dalam penerapan algoritma *Apriori* untuk mengidentifikasi pola pembelian produk.

### 3.2. Implementasi Algoritma Apriori

Implementasi algoritma *Apriori* pada penelitian ini dilakukan menggunakan *Microsoft Excel* dan *RapidMiner* sebagai perangkat pendukung analisis data. *Microsoft Excel* dimanfaatkan untuk menyusun, mengelola, dan mempersiapkan data transaksi ke dalam format tabular, serta membantu perhitungan nilai *support* dan *confidence*. Selanjutnya, *RapidMiner* digunakan untuk melakukan proses data *preparation*, transformasi data, hingga pembentukan *association rule* secara sistematis. Pemanfaatan operator *FP-Growth* dan *Create Association Rules* mendukung proses identifikasi

keterkaitan antar produk berdasarkan data transaksi secara lebih efisien.

#### 3.2.1. Pengolahan Data menggunakan *Microsoft Excel*

*Microsoft Excel* digunakan sebagai perangkat lunak pengolah data untuk mengorganisasikan dan membersihkan data transaksi, termasuk menghapus data duplikat serta mentransformasikannya ke dalam format tabular.

#### 3.2.2. Pengolahan Data menggunakan *RapidMiner*

*RapidMiner* digunakan untuk mengimplementasikan algoritma *Apriori* dalam menganalisis pola pembelian produk di Republik *Computer* Slawi. Perangkat lunak ini mendukung proses data *preparation*, transformasi data, pembentukan *frequent itemset*, hingga pembentukan *association rule* secara sistematis. Melalui tahapan tersebut, hubungan antar produk dapat diidentifikasi berdasarkan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* yang telah ditetapkan, sehingga proses analisis menjadi lebih terstruktur dan efisien.

### 3.3. Proses Pengolahan Data

Proses pengolahan data merupakan tahap awal dalam proses *data mining* yang bertujuan untuk mempersiapkan data agar siap dianalisis. Tahapan ini sangat krusial karena kualitas data yang digunakan akan secara langsung memengaruhi ketepatan hasil yang diperoleh. Pada umumnya, data mentah masih memiliki berbagai kendala, seperti adanya data yang terduplikasi, ketidak konsistenan akibat perbedaan penulisan, serta keberadaan *noise* yang berpotensi menurunkan kualitas hasil analisis.

Penelitian yang dilakukan oleh Ibnu Mansyur Hamdani et al., bahwa data *preprocessing* merupakan serangkaian proses yang bertujuan mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih terstruktur dan efisien sebelum memasuki tahap analisis lanjutan [24]. Proses ini mencakup beberapa tahapan utama, yaitu integrasi data, pembersihan data untuk mengatasi kesalahan dan inkonsistensi, transformasi data, serta penyesuaian format agar sesuai dengan kebutuhan metode analisis yang digunakan.

Pada penelitian ini, proses pra pengolahan data dilakukan melalui beberapa tahap sebagai berikut:

#### 3.3.1. Jumlah Data Transaksi

Data transaksi yang dianalisis mencakup berbagai kategori produk, antara lain laptop, printer, serta berbagai aksesoris seperti mouse, keyboard, tas laptop, dan perangkat pendukung lainnya. Setiap transaksi dapat terdiri atas satu atau lebih produk sehingga membentuk karakteristik data *multi-item*. Karakteristik tersebut sesuai untuk penerapan *association rule mining* karena memungkinkan identifikasi pola keterkaitan antar produk yang sering muncul dalam satu transaksi secara sistematis.

Tabel 1. Tabel Jumlah Data Transaksi

| No           | Bulan     | Jumlah Transaksi |
|--------------|-----------|------------------|
| 1.           | Januari   | 116              |
| 2.           | Februari  | 116              |
| 3.           | Maret     | 117              |
| 4.           | April     | 117              |
| 5.           | Mei       | 117              |
| 6.           | Juni      | 116              |
| 7.           | Juli      | 116              |
| 8.           | Agustus   | 117              |
| 9.           | September | 117              |
| 10.          | Oktober   | 117              |
| 11.          | November  | 117              |
| 12.          | Desember  | 116              |
| <b>Total</b> |           | <b>1.399</b>     |

Berdasarkan Tabel 1. jumlah transaksi pada setiap bulan menunjukkan kestabilan dengan tingkat perubahan yang relatif kecil. Hal ini mengindikasikan bahwa aktivitas penjualan berlangsung secara konsisten sepanjang tahun tanpa adanya perubahan yang signifikan. Dengan kondisi tersebut, data yang digunakan dapat dinilai cukup mewakili untuk menganalisis pola pembelian konsumen secara lebih akurat.

### 3.3.2. Transformasi Format Data

Tahap transformasi format data dilakukan dengan mengubah data transaksi dari bentuk daftar menjadi format yang sesuai untuk proses *data mining*. Proses ini meliputi penyesuaian struktur data agar dapat diolah melalui *pivot table* serta dikonversi ke dalam bentuk matriks transaksi yang diperlukan untuk pembentukan *frequent itemset* dan analisis *association rule*.

Tabel 2. Tabel Data Sebelum Preprocessing

| No  | ID Transaksi | Nama Produk                |
|-----|--------------|----------------------------|
| 1.  | PL3455       | Tas Lenovo Original        |
| 2.  | PL3455       | Lenovo IP1 14IGL7          |
| 3.  | PL3455       | Tas Asus Original          |
| 4.  | PL4890       | Printer Epson L3210        |
| 5.  | PL4890       | Amazink Tinta Epson 003 MG |
| 6.  | PL6236       | Tas Advan Original         |
| 7.  | PL6236       | Mouse USB Votre KM-309     |
| 8.  | PL6242       | Tas Axioo Original         |
| 9.  | PL6244       | Printer HP DJ 2335         |
| 10. | PL6278       | Flashdisk Olike 32GB       |

Tabel 2. menunjukan data transaksi sebelum melalui tahap pra pengolahan, yang masih berada dalam kondisi belum diolah. Pada tahap ini, penulisan nama produk belum konsisten dan masih memuat deskripsi yang cukup panjang. Selain itu, dalam satu transaksi, belum terstruktur dalam satu kesatuan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa data belum layak untuk langsung digunakan dalam proses analisis karena dapat memengaruhi perhitungan frekuensi kemunculan item. Oleh sebab itu, diperlukan tahap pra pengolahan untuk menyederhanakan sekaligus menyeragamkan data agar siap digunakan pada proses analisis berikutnya

Tabel 3. Tabel Setelah Preprocessing

| No  | ID Transaksi | Nama Produk    |
|-----|--------------|----------------|
| 1.  | JAN001       | Tas Laptop     |
| 2.  | JAN001       | Lenovo IP1     |
| 3.  | JAN002       | Tinta Epson MG |
| 4.  | JAN002       | Printer Epson  |
| 5.  | JAN003       | Tas Laptop     |
| 6.  | JAN004       | Tas Laptop     |
| 7.  | JAN004       | Mouse          |
| 8.  | JAN005       | Tas Laptop     |
| 9.  | JAN007       | Printer HP     |
| 10. | JAN022       | Flashdisk 8GB  |

Tabel 3. menunjukkan data transaksi yang telah melalui tahap *preprocessing*. Pada tahap ini, nama produk telah diseragamkan untuk menghilangkan perbedaan penulisan pada produk yang sama, serta data duplikat telah dihapus sehingga setiap item merepresentasikan kondisi transaksi yang sebenarnya. Hasil *preprocessing* menghasilkan data yang lebih konsisten, terstruktur, dan siap digunakan dalam proses analisis menggunakan algoritma *Apriori*.

### 3.3.3. Standarisasi Nama Produk

Menyeragamkan penulisan produk yang merujuk pada item yang sama untuk menjaga konsistensi data dan menghindari duplikasi akibat perbedaan penamaan. Proses ini meliputi penyamaan penggunaan huruf, istilah, serta variasi penulisan sehingga setiap produk direpresentasikan dalam satu nama yang konsisten

Tabel 4. Tabel Standarisasi Nama Produk

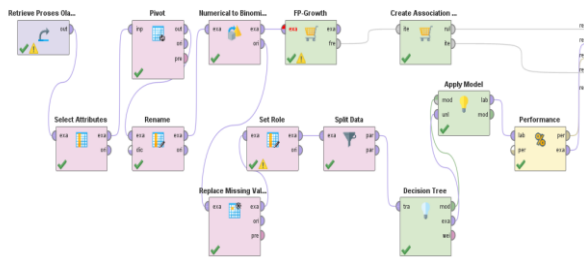
| No  | Nama Awal                  | Nama Standar   |
|-----|----------------------------|----------------|
| 1.  | Tas Lenovo Original        | Tas Laptop     |
| 2.  | Lenovo IP1 14IGL7          | Lenovo IP1     |
| 3.  | Tas Asus Original          | Tas Laptop     |
| 4.  | Printer Epson L3210        | Printer Epson  |
| 5.  | Amazink Tinta Epson 003 MG | Tinta Epson MG |
| 6.  | Tas Advan Original         | Tas Laptop     |
| 7.  | Mouse USB Votre KM-309     | Mouse          |
| 8.  | Tas Axioo Original         | Tas Laptop     |
| 9.  | Printer HP DJ 2335         | Printer HP     |
| 10. | Flashdisk Olike 32GB       | Flashdisk 32GB |

Tabel 4. menunjukkan hasil standarisasi nama produk pada tahap *preprocessing*. Proses ini bertujuan menyeragamkan penamaan produk yang merujuk pada item yang sama sehingga menghindari duplikasi akibat perbedaan penulisan. Dengan demikian, data menjadi lebih konsisten dan siap digunakan pada tahap analisis berikutnya.

### 3.4. Implementasi Algoritma Menggunakan *RapidMiner*

*RapidMiner* digunakan sebagai perangkat lunak untuk mengimplementasikan algoritma *Apriori* dalam menganalisis pola pembelian produk di Republik Computer Slawi. Proses analisis meliputi pembentukan *frequent itemset* hingga *association rules* berdasarkan parameter *minimum support* 5% dan *minimum confidence* 60%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Apriori* mampu menghasilkan aturan asosiasi yang informatif, termasuk hubungan antara produk Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector, sehingga

dapat mengidentifikasi pola pembelian konsumen secara efektif. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa jumlah aturan asosiasi dipengaruhi oleh nilai *minimum support* yang digunakan [25].



Gambar 1. Workflow Implementasi Algorithms

Gambar 1. menunjukkan alur implementasi algoritma Apriori menggunakan RapidMiner. Proses dimulai dari pengambilan dan pemilihan data, dilanjutkan dengan transformasi menggunakan *Pivot*, *Rename*, *Replace Missing Values*, dan *Numerical to Binomial*. Selanjutnya dibentuk *frequent itemset* menggunakan *FP-Growth* dan *association rules* melalui *Create Association Rules*. Tahap akhir dilakukan evaluasi performa model menggunakan *Set Role*, *Split Data*, *Decision Tree*, *Apply Model*, dan *Performance*. Alur tersebut menggambarkan tahapan penelitian mulai dari prapengolahan data hingga evaluasi performa model.

#### 3.4.1. Penentuan Parameter dan Skenario Pengujian

Penentuan parameter merupakan tahap penting dalam penerapan algoritma Apriori karena menentukan batas minimum (*threshold*) pembentukan *frequent itemset* dan *association rules*. Parameter yang digunakan meliputi *minimum support* untuk mengukur tingkat kemunculan item dalam transaksi serta *minimum confidence* untuk menilai kekuatan hubungan antaritem. Berdasarkan hasil pengujian, penelitian ini menetapkan *minimum support* sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 60% agar aturan yang dihasilkan tetap relevan dan tidak berlebihan dan Ratio sebesar 0.7 – 0.3. Pemilihan parameter tersebut sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa nilai *support* dan *confidence* berpengaruh terhadap kekuatan aturan asosiasi yang dihasilkan [26].

Tabel 5. Tabel Parameter Pengujian

| No | Parameter                 | Nilai   | Keterangan                                           |
|----|---------------------------|---------|------------------------------------------------------|
| 1. | <i>Minimum Support</i>    | 0.05    | Batas <i>minimum</i> kemunculan item dalam transaksi |
| 2. | <i>Minimum Confidence</i> | 0.60    | Batas minimum kekuatan aturan asosiasi               |
| 3. | <i>Minimum Itemset</i>    | 1       | Jumlah minimal item dalam kombinasi                  |
| 4. | <i>Maximum Itemset</i>    | 3       | Jumlah maksimal item dalam kombinasi                 |
| 5. | Ratio                     | 0.7-0.3 | Jumlah data training dan testing                     |

Berdasarkan Tabel 5. parameter yang digunakan dalam penelitian ini meliputi minimum *support*, *minimum confidence*, *rasio* pembagian data, serta batas jumlah item dalam *itemset*. Nilai minimum *support* ditetapkan sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 60% sebagai batas pembentukan *frequent itemset* dan *association rules*. Selain itu, data dibagi menggunakan rasio 0,7:0,3, yaitu 70% sebagai data latih (*training*) dan 30% sebagai data uji (*testing*) untuk proses evaluasi performa model. Jumlah item dalam kombinasi juga dibatasi dari 1 hingga 3 item agar aturan yang dihasilkan tetap relevan dan mudah diinterpretasikan.

#### 3.4.2. Transformasi Data ke Bentuk Transaksi (*Pivot*)

Transformasi data dilakukan untuk menyesuaikan struktur data transaksi dengan kebutuhan analisis data mining. Data yang semula berbentuk vertikal diubah menjadi bentuk horizontal menggunakan operator *Pivot* pada *RapidMiner*, sehingga setiap baris merepresentasikan transaksi dan setiap kolom merepresentasikan item produk. Selanjutnya, data dikonversi ke dalam bentuk matriks biner (*binomial matrix*), di mana nilai 1 menunjukkan item terdapat dalam transaksi dan nilai 0 menunjukkan item tidak terdapat dalam transaksi. Format ini sesuai dengan konsep *one-hot encoding* dan digunakan sebagai masukan algoritma *Apriori* untuk membentuk *frequent itemset* serta *association rules* [27].

Tabel 6. Tabel Hasil Pivot

| ID Transaksi | Laptop | Mouse | Keyboard | Printer | Tas Laptop |
|--------------|--------|-------|----------|---------|------------|
| JAN001       | 1      | 0     | 0        | 0       | 1          |
| FEB006       | 1      | 1     | 1        | 0       | 1          |
| MAR013       | 0      | 1     | 1        | 0       | 1          |
| APR008       | 0      | 1     | 1        | 0       | 1          |
| MEI001       | 0      | 1     | 0        | 0       | 1          |
| JUN002       | 1      | 1     | 1        | 0       | 0          |
| JUL015       | 1      | 1     | 1        | 0       | 1          |
| AGS006       | 1      | 1     | 0        | 0       | 1          |
| SEP006       | 0      | 1     | 1        | 0       | 0          |
| OKT020       | 1      | 1     | 1        | 0       | 1          |
| NOV006       | 0      | 1     | 1        | 0       | 1          |
| DES024       | 1      | 1     | 0        | 1       | 0          |

Tabel 6. menunjukkan hasil transformasi data transaksi ke dalam bentuk *matriks biner* menggunakan metode *pivot*. Setiap baris merepresentasikan satu transaksi selama periode Januari–Desember 2025, sedangkan setiap kolom menunjukkan jenis produk. Nilai 1 menandakan produk dibeli dalam transaksi, sedangkan nilai 0 menunjukkan produk tidak dibeli. Transformasi dilakukan untuk menghasilkan format data yang sesuai sebagai masukan algoritma *Apriori* dalam membentuk *frequent itemset* dan *association rules*. Format *matriks biner* (*one-hot encoding*) memungkinkan proses identifikasi hubungan antar produk dilakukan secara lebih sistematis dan efisien [28]. Proses transformasi diterapkan pada seluruh 1.399 data transaksi penjualan, sedangkan data pada tabel hanya ditampilkan sebagian sebagai contoh hasil *pivot* agar penyajiannya lebih ringkas

### 3.4.3. Hasil *Association Rules* Terpilih

Berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan algoritma *Apriori*, diperoleh sejumlah *association rules* yang menunjukkan hubungan antar produk. Setiap aturan memiliki nilai *support* dan *confidence* yang berbeda, sehingga dilakukan seleksi berdasarkan parameter yang telah ditetapkan untuk memperoleh aturan asosiasi yang paling signifikan

Tabel 7. Tabel Parameter Pengujian

| No  | Premises                   | Conclusion | Support | Confidence |
|-----|----------------------------|------------|---------|------------|
| 1.  | Keyboard, Screen Protector | Mouse      | 0.129   | 0.981      |
| 2.  | Keyboard, Lenovo IP3       | Mouse      | 0.126   | 0.980      |
| 3.  | Mouse, Lenovo IP3          | Tas Laptop | 0.157   | 0.969      |
| 4.  | Keyboard, Lenovo IP3       | Tas Laptop | 0.124   | 0.961      |
| 5.  | Mouse, HP 14               | Tas Laptop | 0.051   | 0.952      |
| 6.  | Keyboard, Asus E1404       | Tas Laptop | 0.051   | 0.952      |
| 7.  | Tas Laptop, Keyboard       | Mouse      | 0.437   | 0.940      |
| 8.  | Mouse, Asus E1404          | Tas Laptop | 0.066   | 0.929      |
| 9.  | Tas Laptop, Lenovo IP3     | Mouse      | 0.157   | 0.925      |
| 10. | Mouse, Screen Protector    | Tas Laptop | 0.149   | 0.855      |

Berdasarkan Tabel 7. aturan asosiasi terbentuk menunjukkan hubungan yang kuat antarproduk dengan nilai *confidence* berkisar antara 0,855 hingga 0,981. Kombinasi Keyboard Protector dan Screen Protector terhadap Mouse memiliki nilai *confidence* tertinggi sebesar 0,981, sedangkan kombinasi Tas Laptop dan Keyboard Protector terhadap Mouse memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,437. Hasil tersebut menunjukkan bahwa Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector merupakan produk yang sering dibeli secara bersamaan, sehingga mencerminkan pola pembelian konsumen yang konsisten.

### 3.4.4. Hasil *Frequent Itemset*

Kumpulan item yang memiliki tingkat kemunculan tinggi dalam data transaksi berdasarkan nilai *minimum support* yang telah ditetapkan. Pada penelitian, pembentukan *frequent itemset* dilakukan menggunakan algoritma FP-Growth dengan *minimum support* sebesar 5% secara bertahap, dimulai dari *frequent 1-itemset*, *2-itemset*, hingga *3-itemset*. Hasil analisis menunjukkan produk Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector memiliki nilai *support* yang tinggi membentuk kombinasi item yang sering muncul dalam transaksi. Nilai *support* digunakan untuk mengukur proporsi kemunculan item terhadap seluruh transaksi, sedangkan nilai frekuensi menunjukkan jumlah aktual kemunculan

item. Perhitungan nilai *support* dan frekuensi dilakukan menggunakan rumus berikut:

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi}$$

$$Support(A, B) = Support(A, B) \times Total\ transaksi$$

Sebagai contoh, kombinasi mouse dan tas Laptop memiliki nilai *support* sebesar 0.662. Perhitungan frekuensi kemunculannya adalah sebagai berikut: Frekuensi (mouse, tas laptop) = 0.662 × 1399 = 926.

Tabel 8. Tabel Frequent 2-Itemset

| No | Item                           | Frekuensi | Support |
|----|--------------------------------|-----------|---------|
| 1. | Mouse, Tas Laptop              | 926       | 0.662   |
| 2. | Mouse, Keyboard Protector      | 693       | 0.495   |
| 3. | Tas Laptop, Keyboard Protector | 651       | 0.465   |
| 4. | Mouse, Screen Protector        | 243       | 0.174   |
| 5. | Tas Laptop, Lenovo IP3         | 236       | 0.169   |

Berdasarkan Tabel 8. kombinasi Mouse dan Tas Laptop memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,662. Kombinasi Mouse, Keyboard Protector dan Tas Laptop, Keyboard Protector juga menunjukkan nilai *support* yang tinggi, sedangkan kombinasi Mouse, Screen Protector dan Tas Laptop, Lenovo IP3 tetap memenuhi batas *minimum support*. Hasil ini menunjukkan adanya kecenderungan konsumen membeli produk aksesoris secara bersamaan dalam satu transaksi.

Pembentukan *frequent 3-itemset* dilakukan dengan menggabungkan tiga item yang memenuhi nilai *minimum support* sebesar 5%. Nilai *support* digunakan untuk mengukur tingkat kemunculan kombinasi tiga item dalam data transaksi, sedangkan nilai frekuensi menunjukkan jumlah aktual kemunculannya. Perhitungan nilai *support* dan frekuensi dilakukan menggunakan rumus berikut:

$$Support(A, B, C) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ A, B\ dan\ C}{Total\ Transaksi}$$

$$Frekuensi(A, B, C) = Support(A, B, C) \times Total\ transaksi$$

Kombinasi Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector memiliki nilai *support* sebesar 0,437. Dengan total 1.399 transaksi, frekuensi kemunculan kombinasi tersebut diperoleh sebesar 0,437 × 1.399 = 611 transaksi.

Tabel 9. Tabel Frequent 3-Itemset

| No | Item                                        | Frekuensi | Support |
|----|---------------------------------------------|-----------|---------|
| 1. | Mouse, Tas Laptop, Keyboard Protector       | 611       | 0.437   |
| 2. | Mouse, Tas Laptop, Lenovo IP3               | 220       | 0.157   |
| 3. | Mouse, Tas Laptop, Screen Protector         | 208       | 0.149   |
| 4. | Mouse, Keyboard Protector, Screen Protector | 180       | 0.129   |
| 5. | Mouse, Keyboard Protector, Lenovo IP3       | 176       | 0.126   |

Berdasarkan Tabel 9. kombinasi Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,437. Kombinasi Mouse, Tas Laptop, Lenovo IP3 serta Mouse, Tas Laptop, Screen Protector juga memenuhi nilai *minimum support* yang ditetapkan. Hasil ini menunjukkan bahwa Mouse muncul secara konsisten

pada setiap kombinasi *3-itemset*, sehingga menjadi produk yang dominan dalam pola pembelian konsumen dan menjadi dasar pembentukan *association rules*.

### 3.5. Hasil Aturan Asosiasi

Hasil *association rules* merupakan tahap akhir dari penerapan algoritma *Apriori* pada data transaksi penjualan di Republik *Computer* Slawi. Aturan yang dihasilkan menunjukkan pola keterkaitan antar produk berdasarkan parameter *minimum support* sebesar 5% dan *minimum confidence* sebesar 60%. Nilai *support* menunjukkan tingkat kemunculan kombinasi item dalam transaksi, sedangkan *confidence* mengukur kekuatan hubungan antaritem. Berikut merupakan aturan asosiasi yang memenuhi parameter tersebut.

Tabel 10. Tabel Association Rule Terbaik

| No | Rule (A-B)                                  | Support | Confidence |
|----|---------------------------------------------|---------|------------|
| 1. | Tas Laptop, Keyboard Protector, Mouse       | 0.437   | 0.940      |
| 2. | Mouse, Keyboard Protector, Tas Laptop       | 0.437   | 0.883      |
| 3. | Mouse, Lenovo IP3, Tas Laptop               | 0.157   | 0.969      |
| 4. | Tas Laptop, Screen Protector, Mouse         | 0.149   | 0.983      |
| 5. | Keyboard Protector, Screen Protector, Mouse | 0.129   | 0.981      |

Berdasarkan Tabel 10. aturan asosiasi menunjukkan hubungan yang kuat antar produk aksesoris. Aturan Tas Laptop dan Keyboard Protector, Mouse memiliki nilai *support* sebesar 0,437 dengan *confidence* 0,940, sedangkan Tas Laptop dan Screen Protector, Mouse memiliki *confidence* tertinggi sebesar 0,983. Selain itu, aturan Mouse dan Lenovo IP3, Tas Laptop memiliki *confidence* sebesar 0,969, yang menunjukkan kecenderungan konsumen membeli aksesoris pelengkap secara bersamaan. Hasil ini sejalan dengan penelitian Kafabih dan Chandra yang menyatakan bahwa algoritma *Apriori* efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian konsumen [29]. Oleh karena itu, aturan asosiasi yang dihasilkan dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan strategi pemasaran, seperti penempatan produk, rekomendasi pembelian, dan paket *bundling*.

### 3.6. Analisis Kekuatan Hubungan

Analisis kekuatan hubungan dilakukan menggunakan nilai *confidence* untuk menilai tingkat kepercayaan aturan asosiasi yang dihasilkan algoritma *Apriori*. Semakin tinggi nilai *confidence*, semakin kuat hubungan antar produk dalam suatu transaksi. Berdasarkan Tabel 6. beberapa aturan menunjukkan nilai *confidence* yang sangat tinggi, seperti Tas Laptop dan Screen Protector, Mouse sebesar 0,983 serta Keyboard Protector dan Screen Protector, Mouse sebesar 0,981. Hasil ini menunjukkan bahwa Mouse merupakan produk yang paling dominan sebagai pelengkap pembelian. Temuan tersebut sejalan dengan penelitian Shiddiq Ahmad Fadhilah yang menyatakan bahwa aturan dengan nilai *confidence* tinggi dapat dimanfaatkan sebagai dasar penyusunan strategi penjualan dan paket produk [30].

Pola yang terbentuk menunjukkan bahwa perilaku pembelian konsumen di Republik *Computer* Slawi bersifat komplementer, di mana pembelian suatu produk cenderung diikuti oleh produk pendukung dalam satu transaksi. Tingginya nilai *confidence* membuktikan bahwa algoritma *Apriori* mampu mengidentifikasi pola pembelian yang kuat, dengan Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector sebagai produk yang paling dominan. Hasil ini sejalan dengan penelitian Tio Prasetya *et al.* yang menyatakan bahwa semakin tinggi nilai *confidence*, semakin kuat hubungan antaritem dalam transaksi penjualan [31]. Temuan tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengelolaan stok, penempatan produk, serta penyusunan strategi *bundling* untuk meningkatkan efektivitas penjualan.

### 3.7. Analisis Pola Pembelian Konsumen

Analisis pola pembelian konsumen dilakukan untuk menginterpretasikan hasil penerapan algoritma *Apriori* berdasarkan *frequent itemset* dan *association rules* yang terbentuk. Tahap ini bertujuan mengidentifikasi kombinasi produk yang paling sering dibeli secara bersamaan sehingga dapat menggambarkan perilaku pembelian konsumen di Republik *Computer* Slawi. Untuk memperjelas hasil analisis, dilakukan peringkasan kombinasi produk dengan nilai *support* dan *confidence* tertinggi.

Tabel 11. Tabel Pembelian Konsumen

| Pola Pembelian                                                       | Frekuensi | Support | Confidence | Ket.                     |
|----------------------------------------------------------------------|-----------|---------|------------|--------------------------|
| Mouse, Tas Laptop                                                    | 926       | 0.662   | -          | Kombinasi paling dominan |
| Mouse, Tas Laptop, Keyboard Protector, Mouse, Tas Laptop, Lenovo IP3 | 611       | 0.437   | -          | Pola aksesoris utama     |
| Mouse, Tas Laptop, Screen Protector                                  | 220       | 0.157   | -          | Laptop dan aksesoris     |
| Mouse, Tas Laptop, Screen Protector, Mouse                           | 208       | 0.149   | -          | Perlindung Perangkat     |
| Tas Laptop, Screen Protector, Mouse                                  | -         | 0.149   | 0.983      | Pola asosiasi terkuat    |
| Keyboard, Screen Protector, Mouse                                    | -         | 0.129   | 0.981      | Pola aksesoris kuat      |

Berdasarkan Tabel 11. kombinasi Mouse dan Tas Laptop memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,662, sedangkan kombinasi Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector menjadi pola *3-itemset* paling dominan dengan nilai *support* sebesar 0,437. Dari sisi *association rules*, kombinasi Tas Laptop dan Screen Protector, Mouse memiliki nilai *confidence* tertinggi sebesar 0,983, diikuti Keyboard Protector dan Screen Protector, Mouse sebesar 0,981. Tanda (-) pada tabel menunjukkan bahwa nilai *confidence* tidak tersedia pada *frequent itemset* karena hanya digunakan untuk mengevaluasi

*association rules*. Hasil ini menunjukkan bahwa Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector merupakan produk yang paling sering dibeli secara bersamaan, sehingga mencerminkan perilaku pembelian konsumen yang bersifat komplementer. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa pola asosiasi dengan nilai *support* dan *confidence* yang tinggi dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi kebutuhan produk pelengkap dalam satu transaksi [32], [33]. Oleh karena itu, hasil analisis ini dapat dijadikan dasar dalam pengelolaan stok, penyusunan paket *bundling*, serta penataan produk untuk mendukung strategi penjualan yang lebih efektif.

### 3.8. Analisis Performa

Setelah pembentukan *frequent itemset* dan *association rules* selesai, dilakukan evaluasi performa model menggunakan operator *Performance* pada RapidMiner. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kesalahan model melalui nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Squared Error*. Semakin kecil nilai yang diperoleh, semakin baik performa model dalam mengolah data transaksi. Hasil pengujian performa model disajikan pada tabel berikut.

Tabel 12. Tabel Hasil Performa

| No | Indikator Performa             | Hasil  |
|----|--------------------------------|--------|
| 1. | <i>Root Mean Squared Error</i> | 21,94% |
| 2. | <i>Squared Error</i>           | 0,36%  |

Berdasarkan Tabel 4.13 diperoleh nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 0,060 dan *Squared Error* sebesar 0,004. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah dalam menghasilkan prediksi terhadap data yang digunakan. Semakin kecil nilai RMSE dan *Squared Error*, semakin kecil pula selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual sehingga performa model menjadi lebih baik. Hasil ini didukung oleh penelitian Ardiana Deka Maharani dkk., yang menerapkan metode *Holt-Winters* untuk optimasi stok dan manajemen persediaan. Penelitian tersebut menggunakan 768 data penjualan yang dibagi menjadi data latih dan data uji, serta memperoleh nilai RMSE terendah sebesar 0,45, sehingga metode *Holt-Winters* dinilai efektif dalam mendukung optimasi pengelolaan persediaan [34]. Hasil tersebut juga didukung oleh penelitian Rafi Nazhmi Nugraha dkk., yang menerapkan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) untuk prediksi stok barang pada marketplace UMKM. Penelitian tersebut memperoleh nilai RMSE sebesar 0,64, yang menunjukkan bahwa model mampu memberikan hasil prediksi stok barang dengan baik sehingga dapat membantu mengurangi risiko *overstock* maupun *stockout* [35].

### 3.9. Implikasi Strategis

Berdasarkan hasil analisis *frequent itemset* dan *association rules* menggunakan algoritma *Apriori*, diperoleh pola pembelian yang menunjukkan keterkaitan antarproduk dalam transaksi penjualan. Pola

tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar dalam memahami perilaku konsumen serta menyusun strategi bisnis yang lebih efektif di Republik *Computer* Slawi.

#### 3.9.1. Strategi Bundling: Hasil analisis *association rules*

Pada Tabel 13. menunjukkan adanya kombinasi produk dengan nilai *support* dan *confidence* yang tinggi. Produk Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector muncul secara dominan dalam berbagai kombinasi, sehingga mencerminkan pola pembelian konsumen yang konsisten. Aturan dengan nilai *confidence* tertinggi selanjutnya digunakan sebagai dasar penyusunan strategi *bundling* produk untuk meningkatkan efektivitas penjualan.

Tabel 13. Tabel Strategi Bundling

| Premises (Jika membeli)              | Conclusion (Maka membeli) | Support | Confidence |
|--------------------------------------|---------------------------|---------|------------|
| Keyboard Protector, Screen Protector | Mouse                     | 0.129   | 0.981      |
| Keyboard Protector, Lenovo IP3       | Mouse                     | 0.126   | 0.980      |
| Mouse, Lenovo IP3                    | Tas Laptop                | 0.157   | 0.969      |
| Keyboard Protector, Lenovo IP3       | Tas Laptop                | 0.124   | 0.961      |
| Tas Laptop, Keyboard Protector       | Mouse                     | 0.437   | 0.940      |

Berdasarkan Tabel 13. lima aturan asosiasi yang dipilih memiliki nilai *confidence* berkisar antara 0,940–0,981, yang menunjukkan hubungan kuat antarproduk. Aturan Keyboard Protector dan Screen Protector, Mouse memiliki nilai *confidence* tertinggi sebesar 0,981, sedangkan aturan Mouse dan Lenovo IP3, Tas Laptop menunjukkan bahwa pembelian produk utama cenderung diikuti oleh aksesoris pelengkap. Hasil ini menegaskan bahwa Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector merupakan produk yang paling berperan dalam pola pembelian konsumen dan berpotensi dijadikan dasar penyusunan strategi *bundling* produk.

#### 3.9.2. Manajemen Stok

Implikasi hasil analisis terhadap pengelolaan stok menunjukkan bahwa produk dengan tingkat kemunculan tinggi, seperti Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector, perlu diprioritaskan dalam perencanaan persediaan. Tingginya frekuensi kemunculan mencerminkan besarnya permintaan, sehingga ketersediaan stok harus dijaga secara optimal. Oleh karena itu, hasil analisis ini dapat dijadikan dasar dalam menentukan prioritas pengadaan, pemesanan ulang, dan pengelolaan stok yang lebih efisien.

Tabel 14. Tabel Strategi Stok

| No | Item               | Frekuensi | Support | Keterangan       |
|----|--------------------|-----------|---------|------------------|
| 1. | Mouse              | 1081      | 0.773   | Prioritas utama  |
| 2. | Tas Laptop         | 1056      | 0.755   | Prioritas utama  |
| 3. | Keyboard Protector | 739       | 0.528   | Prioritas tinggi |
| 4. | Screen Protector   | 255       | 0.182   | Stok Pendukung   |
| 5. | Lenovo IP3         | 247       | 0.177   | Produk utama     |

Berdasarkan Tabel 14. strategi pengelolaan stok perlu diprioritaskan pada produk dengan nilai *support* tertinggi. Mouse memiliki nilai *support* sebesar 0,773, diikuti Tas Laptop sebesar 0,755 dan Keyboard Protector sebesar 0,528, sehingga ketiga produk tersebut menjadi prioritas dalam pengadaan persediaan. Sementara itu, Screen Protector dan Lenovo IP3 tetap perlu diperhatikan karena masih memenuhi nilai *minimum support*. Hasil ini menunjukkan bahwa produk dengan nilai *support* tinggi sebaiknya menjadi fokus utama dalam perencanaan stok untuk menjaga ketersediaan barang.

3.9.3. Kombinasi Produk: Selain analisis *bundling* dan pengelolaan stok, hasil *frequent itemset* juga memberikan implikasi terhadap penataan layout produk di dalam toko. Kombinasi produk yang sering muncul secara bersamaan dalam transaksi menunjukkan adanya keterkaitan yang kuat dalam pola pembelian konsumen. Keterkaitan tersebut dapat dijadikan dasar dalam menentukan penempatan produk agar lebih efektif, sehingga produk yang sering dibeli bersama dapat diletakkan pada area yang berdekatan.

Tabel 12. Tabel Kombinasi Produk

| No | Kombinasi Produk                      | Support | Layout                     |
|----|---------------------------------------|---------|----------------------------|
| 1. | Mouse, Tas Laptop                     | 0.662   | Diletakan berdekatan       |
| 2. | Mouse, Keyboard Protector             | 0.495   | Satu area aksesoris        |
| 3. | Tas Laptop, Keyboard Protector        | 0.465   | Display berdekatan         |
| 4. | Mouse, Tas Laptop, Keyboard Protector | 0.437   | Area <i>bundling</i> utama |
| 5. | Mouse, Tas Laptop, Lenovo IP3         | 0.157   | Dekat area laptop          |

Berdasarkan Tabel 14. kombinasi Mouse dan Tas Laptop memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,662, sehingga kedua produk tersebut disarankan ditempatkan pada area yang berdekatan. Selain itu, kombinasi Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector dengan nilai *support* sebesar 0,437 menunjukkan pola pembelian yang kuat sehingga dapat ditempatkan dalam satu area atau paket pelengkap. Strategi ini diharapkan dapat memudahkan konsumen, meningkatkan pembelian tambahan, serta mendukung pengaturan *layout* toko yang lebih efektif.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma Apriori mampu mengidentifikasi pola pembelian produk di Republik Computer Slawi melalui pembentukan *frequent itemset* hingga tingkat 3-itemset dan menghasilkan 10 aturan asosiasi dengan nilai *confidence* antara 0,855–0,983. Produk Mouse memiliki nilai *support* tertinggi sebesar 0,773, sedangkan kombinasi Mouse dan Tas Laptop menjadi *frequent 2-itemset* dengan nilai *support* tertinggi sebesar 0,662. Selain itu, kombinasi Mouse, Tas Laptop, dan Keyboard Protector menunjukkan pola pembelian yang kuat dengan nilai *support* sebesar 0,437 dan *confidence*

tertinggi mencapai 0,983. Hasil tersebut menunjukkan adanya keterkaitan pembelian yang konsisten sehingga dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengelolaan stok, penentuan prioritas persediaan, dan penyusunan strategi penjualan. Penerapan parameter *minimum support* 5% dan *minimum confidence* 60% mampu menyaring kombinasi produk yang tidak memenuhi kriteria sehingga menghasilkan aturan asosiasi yang relevan. Hasil pengujian performa menggunakan operator *Performance* pada *RapidMiner* memperoleh nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 0,060 dan *Squared Error* sebesar 0,004. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang rendah dalam mengolah data transaksi, sehingga algoritma Apriori dinilai efektif untuk menganalisis pola pembelian produk dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

#### Daftar Rujukan

- [1] D. I. Ritel and F. M. Arioputra, "Peran Teknologi Dalam Meningkatkan Manajemen Operasional," vol. 1, no. 2, pp. 42–51, 2023.
- [2] I. N. Kristanto and S. M. S. Winarsih, "Peranan Sistem Informasi Toko Manis (Si Manis) untuk Analisa Data Penjualan di Bidang Bisnis Ritel," vol. 13, no. 1, 2025.
- [3] N. N. Tamtama, E. Widyastuti and R. Riantisari, "Pemanfaatan Data Transaksi untuk Mewujudkan Kepuasan Pelanggan, Brand Awareness dan Loyalitas Pelanggan," vol. 2, no. 1, pp. 42–51, 2024.
- [4] A. Widiarti, N. S. Fajriyah, and Y. M. Adrifah, "Analisis Sistem Manajemen dan Strategi Pengelolaan Persediaan pada Alfamidi Cadas," 2025.
- [5] R. B. Samasto and E. Mailoa, "Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori untuk Mendukung Strategi Promosi Produk," vol. 16, no. 2, pp. 17–25, 2025.
- [6] Z. Fatah and N. Aini, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen pada Dataset Market Basket Analysis," vol. 4, 2025.
- [7] S. D. Rahmawati, A. B. Oktavia, F. Salwa, A. Putri, and D. L. Fithri, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menemukan Pola Asosiasi Pada Data Penjualan Retail Fashion," vol. 10, no. 2, pp. 289–295, 2025.
- [8] T. M. W. Ambarita and R. Jarman, "Penerapan Algoritma Apriori dan K-Means untuk Analisis Pola Pembelian pada Toko A8 Electronic & Furniture Piayu," vol. d, pp. 24–42, 2025.
- [9] D. Prayogi, M. S. Novelan, S. R. Lubis, M. A. Rizko, and A. Guna, "Analisis Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Algoritma Apriori dan Hash-Based," vol. 4, no. 2, pp. 285–290, 2025.
- [10] I. H. Al Ghozali and A. Wibowo, "Market Basket Analysis Using Apriori Algorithm to Find Effective Fiscal Policy Mix with R Programming," vol. 3, no. 2, pp. 216–228, 2023.

- [11] S. Raka, P. Ananda, L. Prayoga, Y. Putra, and A. R. Oktaviano, "Analisis Pola Pembelian Pelanggan Menggunakan Algoritma Apriori Pada Transaksi Belanja Supermarket," pp. 407–413, 2025.
- [12] I. Utnasari, "Analisis Data Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Apriori Pada Transaksi Penjualan Minimarket D Mart," vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2024.
- [13] Ratnasari, A. F. Yulia, F. Rizki, and A. E. Setiawan, "Market Basket Analysis In Sales Transactions With Apriori Algorithm," vol. 1, no. 1, pp. 25–32, 2023.
- [14] U. M. Wulandari, A. T. Suseno, and M. Kholilurrahman, "Market Basket Analysis Using FP-Growth and Apriori on Distro Store Sales Transaction," vol. 17, no. 1, pp. 12–18, 2025.
- [15] Z. U. Hani and I. Tahyudin, "Analisis Pola Penjualan Produk Ritel Menggunakan Algoritma Apriori di Toko Reika," vol. 17, no. 1, pp. 71–91, 2025.
- [16] J. Susanto and I. Fenriana, "Web-Based POS with Apriori Market Basket Analysis," vol. 6, no. 3, pp. 271–280, 2024, doi: 10.32877/bt.v6i3.926.
- [17] A. Hermawan, B. Wicaksono, T. Ahmadjayadi, and B. S. Prakasa, "Implementasi Algoritma Apriori pada Market Basket Analysis terhadap Data Penjualan Produk Supermarket," vol. 2, no. 5, 2024.
- [18] S. Maryam and A. Saepuloh, "Eksplorasi Transaksi Pembelian Produk Dengan Metode Asosiasi Apriori Data Mining," vol. 7, no. 2, pp. 295–303, 2024.
- [19] C. A. Suwandi *et al.*, "Implementasi Metode Apriori pada Data Mining untuk Pola Pembelian Barang pada Toko Matahari Kota Lubuklinggau," vol. 0, no. 97, pp. 15–21, 2021.
- [20] J. W. Creswell, *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches*. SAGE Publications, 2018.
- [21] Sugiyono, *Metode penelitian kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Alfabeta, 2021.
- [22] J. H. J. Pei and H. Tong, *Data Mining Concepts and Techniques*.
- [23] C. C. Aggarwal, *Data mining: The textbook*. Springer.
- [24] A. F. Achmad, A. Rahim, and N. A. Verdikha, "Implementasi Data Mining Algoritma Apriori pada Data Transaksi Pik Store," pp. 203–212, 2023.
- [25] E. Rendhi, J. Mahardhika, I. G. Agung, S. Sidhimantra, and M. B. Sholeh, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Analisis Pola Pembelian," vol. 15, no. 1, pp. 29–39, 2026.
- [26] "A. G. Pratiwi, "Implementasi Data Mining Menggunakan Metode Association Rule Pada Register User Kompas.Id," 2024.
- [27] J. Parhusip *et al.*, "Penerapan Algoritma Association Rule Mining ( Apriori ) untuk Analisis Pola Pembelian ( Market Basket Analysis ) pada Data Transaksi Ritel modern , terutama di industri ritel yang mengalami peningkatan besar padavolume transaksi," vol. Volume. 5, no. November, 2025.
- [28] F. Soewignyo, T. I. Soewignyo, W. G. Mokodaser, and A. O. Silitonga, "Evaluasi Kinerja Algoritma Apriori dan FP-Growth untuk Association Rule Mining pada Data Transaksi Ritel," vol. 24, no. 4, pp. 1237–1249, 2025.
- [29] A. Kafabih and J. C. Chandra, "Association Rule dalam Market Basket Analysis pada Data Transaksi Reddog," vol. 3, no. September, pp. 373–381, 2024.
- [30] S. A. Fadhilah, "Analisis Perilaku Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Association Rule, Market Basket Analysis dan Clustering Analysis," 2022.
- [31] T. Prasetya, J. E. Yanti, A. I. Purnamasari, and A. R. Dikananda, "Analisis Data Transaksi Terhadap Pola Pembelian Konsumen Menggunakan Metode Algoritma Apriori," vol. 6, no. 1, pp. 43–52, 2021.
- [32] E. Prayitno and D. F. Sari, "Implementasi Algoritma Apriori untuk Pola Kombinasi Pembelian Barang," vol. 2, no. 2, pp. 691–696, 2022.
- [33] A. Thariq, "Implementasi Market Basket Analysis Menggunakan Algoritma Apriori pada Data Penjualan Buku," vol. 6, no. 3, pp. 154–163, 2023.
- [34] A. D. Maharani, A. P. Sari, and C. A. Putra, "Penerapan Prediksi Penjualan pada Optimasi Stok dan Manajemen Persediaan Menggunakan Holt-Winters," vol. 11, no. 1, pp. 45–56, 2025, doi: 10.33050/cices.v11i1.3499.
- [35] R. N. Nugraha *et al.*, "Implementasi Prediksi Stok Barang Menggunakan Algoritma Support Vector Regression ( SVR ) pada Marketplace UMKM Berbasis Microservices," vol. 6, no. 1, pp. 16–25, 2026.

