

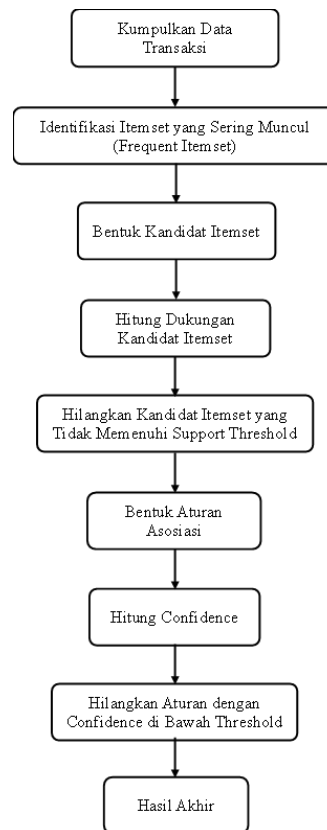
BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN

3.1. Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem dalam penerapan algoritma Apriori pada data mining melibatkan beberapa komponen utama yang bekerja secara terintegrasi untuk mengidentifikasi pola frekuensi tinggi dalam kumpulan data. Pertama, terdapat modul pra-pemrosesan data yang membersihkan dan menyiapkan data mentah untuk analisis lebih lanjut. Selanjutnya, data yang telah diproses dikirim ke modul ekstraksi pola di mana algoritma Apriori diterapkan. Algoritma ini bekerja dengan menemukan itemset yang sering muncul bersama dalam transaksi, kemudian memperluasnya untuk menemukan itemset yang lebih besar berdasarkan ambang batas minimum support. Setelah itu, modul evaluasi dan interpretasi mengambil alih untuk menilai dan memvisualisasikan hasilnya dalam bentuk yang dapat dipahami oleh pengguna akhir. Komponen terakhir adalah modul penyimpanan dan manajemen data, yang memastikan bahwa semua data dan hasil analisis disimpan dengan aman dan dapat diakses kembali untuk analisis lebih lanjut atau pelaporan. Arsitektur ini memungkinkan proses data mining yang efisien dan terstruktur, mendukung pengambilan keputusan berbasis data yang lebih baik.

2.5.3. Lembar Kerja



1. *Kumpulkan Data Transaksi*

Proses pengumpulan data transaksi merupakan langkah kritis dalam analisis data yang bertujuan untuk mengidentifikasi pola-pola asosiasi di antara item atau produk dalam suatu konteks bisnis. Data transaksi yang terkumpul mencakup informasi mengenai setiap pembelian yang dilakukan oleh pelanggan atau entitas lainnya. Ini bisa melibatkan sejumlah besar transaksi, termasuk pembelian produk, layanan, atau interaksi bisnis lainnya. Pada tahap ini, informasi yang dikumpulkan mungkin mencakup detail seperti jenis produk atau layanan yang dibeli, jumlah pembelian, waktu transaksi, dan identitas pelanggan. Data transaksi yang lengkap dan akurat menjadi kunci untuk memahami pola-pola konsumen, preferensi, dan

kecenderungan pembelian. Pengumpulan data yang cermat dan komprehensif menjadi dasar yang solid untuk analisis lebih lanjut.

Teknologi modern, seperti sistem manajemen basis data atau perangkat lunak analisis data, dapat memudahkan proses pengumpulan dan penyimpanan data transaksi dengan efisiensi. Pengelolaan data transaksi yang baik membuka pintu untuk pengembangan model analisis yang dapat memberikan wawasan berharga terkait perilaku pelanggan, tren pasar, dan peluang bisnis. Seiring dengan pertumbuhan besar-besaran data, perusahaan kini semakin mengenali pentingnya memanfaatkan data transaksi dengan bijak. Dengan melibatkan metode-metode analisis yang tepat, pengumpulan data transaksi dapat menjadi landasan untuk mengidentifikasi pola-pola yang dapat memberikan keunggulan kompetitif dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih informasional dan cerdas.

2. Identifikasi Itemset yang Sering Muncul (Frequent Itemset)

Identifikasi Itemset yang Sering Muncul (Frequent Itemset) adalah tahap kritis dalam analisis data menggunakan model asosiasi. Setelah data transaksi berhasil dikumpulkan, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi kelompok item atau produk yang sering muncul bersama-sama dalam transaksi. Frequent Itemset mencerminkan pola-pola yang konsisten dan signifikan dalam perilaku pembelian atau interaksi lainnya yang terdapat dalam dataset.

Proses identifikasi Frequent Itemset melibatkan perhitungan frekuensi kemunculan setiap kombinasi item dalam dataset. Itemset yang memiliki frekuensi di atas suatu ambang batas yang ditentukan disebut sebagai Frequent Itemset. Ambang batas ini, biasanya disebut sebagai support threshold, adalah

parameter yang dapat disesuaikan sesuai dengan kebutuhan analisis dan tujuan bisnis. Mengidentifikasi Frequent Itemset membantu menyaring item atau produk yang mungkin memiliki keterkaitan atau asosiasi yang signifikan dalam suatu konteks. Analisis ini memberikan pemahaman mendalam tentang hubungan antar-item yang dapat memberikan wawasan berharga terkait tren konsumen, strategi pemasaran yang efektif, atau peningkatan efisiensi operasional.

Teknik-teknik seperti algoritma Apriori atau FP-Growth sering digunakan untuk melakukan identifikasi Frequent Itemset dengan efisien. Hasil dari langkah ini menjadi dasar untuk tahap selanjutnya dalam model asosiasi, seperti pembentukan aturan asosiasi dan perhitungan tingkat kepercayaan (confidence) yang memberikan pemahaman lebih lanjut tentang pola-pola hubungan antar-item. Identifikasi Frequent Itemset merupakan langkah kunci dalam membuka potensi wawasan berharga yang dapat mendukung pengambilan keputusan dan strategi bisnis.

3. Bentuk Kandidat Itemset

Bentuk Kandidat Itemset merupakan tahap berikutnya dalam proses analisis data menggunakan model asosiasi setelah berhasil mengidentifikasi Frequent Itemset. Pada tahap ini, tujuan utamanya adalah membentuk kombinasi potensial dari item atau produk yang mungkin membentuk pola-pola baru atau asosiasi yang belum teridentifikasi. Proses pembentukan kandidat itemset dilakukan dengan eksplorasi kombinasi semua item yang ada dalam dataset transaksi. Algoritma-asosiasi seperti Apriori atau FP-Growth sering digunakan untuk membentuk kandidat itemset dengan efisien. Apriori, sebagai contoh, bekerja

dengan menyusun kandidat itemset dari itemset yang lebih kecil yang telah terbukti sering muncul bersama dalam transaksi. Dengan pendekatan ini, pembentukan kandidat itemset menjadi lebih efisien, mengurangi kompleksitas perhitungan dan mempercepat proses analisis.

Setelah kandidat itemset terbentuk, tahap selanjutnya melibatkan perhitungan dukungan (support) untuk masing-masing kandidat. Support adalah ukuran seberapa sering kandidat itemset muncul dalam dataset transaksi. Langkah ini memungkinkan analisis untuk memfilter kandidat itemset yang memenuhi batas support threshold yang telah ditentukan sebelumnya. Bentuk Kandidat Itemset menjadi langkah kritis dalam menyusun dasar bagi analisis selanjutnya. Dengan memahami kombinasi potensial dari item-item yang ada, organisasi dapat mengidentifikasi pola-pola asosiasi yang belum terungkap sebelumnya dan mendapatkan wawasan baru yang dapat meningkatkan pemahaman terhadap perilaku konsumen atau dinamika bisnis. Proses pembentukan kandidat itemset membuka jalan untuk pemodelan yang lebih lanjut, seperti pembentukan aturan asosiasi dan pengembangan strategi berbasis data yang lebih canggih.

4. Hitung Dukungan Kandidat Itemset

Setelah membentuk kandidat itemset, tahap selanjutnya dalam analisis data menggunakan model asosiasi adalah menghitung dukungan (support) untuk masing-masing kandidat itemset. Dukungan merupakan metrik yang mengukur seberapa sering suatu kandidat itemset muncul dalam dataset transaksi. Perhitungan dukungan ini sangat penting karena membantu mengidentifikasi itemset yang memiliki dampak dan relevansi yang signifikan dalam konteks

analisis. Proses menghitung dukungan kandidat itemset melibatkan pencatatan kemunculan setiap kandidat dalam setiap transaksi. Jumlah transaksi yang mengandung suatu kandidat itemset dibagi dengan total jumlah transaksi untuk mendapatkan nilai dukungan. Nilai dukungan ini kemudian digunakan untuk menentukan apakah suatu kandidat itemset dapat dianggap sebagai Frequent Itemset atau tidak.

Dalam prakteknya, batas dukungan (support threshold) sering ditetapkan sebelumnya sebagai parameter yang dapat disesuaikan sesuai dengan kebutuhan analisis dan tujuan bisnis. Kandidat itemset yang memiliki dukungan di atas batas ini dianggap sebagai Frequent Itemset dan dianggap relevan untuk langkah-langkah analisis selanjutnya. Perhitungan dukungan kandidat itemset membantu menyaring itemset yang memiliki dampak yang lebih besar dalam dataset transaksi. Informasi ini dapat memberikan wawasan yang lebih akurat tentang hubungan antar-item yang mungkin membentuk dasar bagi keputusan bisnis yang lebih baik dan strategi pemasaran yang lebih efektif. Proses ini adalah tahap kunci dalam menyaring informasi yang tidak relevan dan memfokuskan analisis pada pola-pola yang memiliki nilai bisnis yang lebih tinggi.

5. Hilangkan Kandidat Itemset yang Tidak Memenuhi Support Threshold

Langkah berikutnya dalam proses analisis data menggunakan model asosiasi adalah menghilangkan kandidat itemset yang tidak memenuhi batas dukungan (support threshold) yang telah ditetapkan sebelumnya. Setelah menghitung dukungan untuk masing-masing kandidat itemset, langkah ini menjadi krusial dalam menyaring itemset yang kurang relevan atau kurang signifikan dalam

dataset transaksi. Penghapusan kandidat itemset yang tidak memenuhi support threshold bertujuan untuk memfokuskan analisis pada pola-pola asosiasi yang lebih kuat dan lebih bermakna. Batas dukungan sendiri adalah ambang batas yang ditentukan sebelumnya, seringkali berdasarkan kebijakan bisnis atau kebutuhan analisis tertentu. Itemset yang tidak mencapai dukungan minimal ini dianggap kurang relevan dalam konteks analisis asosiasi.

Proses penghilangan kandidat itemset yang tidak memenuhi support threshold dapat meningkatkan efisiensi analisis dan membantu memfokuskan perhatian pada informasi yang lebih berharga. Hal ini dapat menghindarkan analisis dari pengolahan data yang kurang relevan dan mempercepat langkah-langkah analisis selanjutnya. Selain meningkatkan efisiensi, penghilangan kandidat itemset yang tidak memenuhi support threshold juga memungkinkan fokus analisis pada pola-pola yang dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait dengan perilaku konsumen, preferensi produk, atau dinamika bisnis lainnya. Oleh karena itu, langkah ini memberikan kontribusi signifikan dalam menyusun dasar bagi pembentukan aturan asosiasi dan langkah-langkah analisis selanjutnya dalam model asosiasi.

6. Bentuk Aturan Asosiasi

Setelah langkah-langkah sebelumnya seperti pengumpulan data transaksi, identifikasi frequent itemset, dan penghitungan dukungan kandidat itemset, tahap berikutnya dalam model asosiasi adalah membentuk aturan asosiasi. Aturan asosiasi menggambarkan keterkaitan antar-item atau produk dalam dataset transaksi dan memberikan pandangan yang lebih rinci tentang pola-pola hubungan

yang telah diidentifikasi. Pembentukan aturan asosiasi melibatkan kombinasi itemset yang telah diidentifikasi sebelumnya, terutama frequent itemset. Aturan asosiasi biasanya bersifat "jika... maka..." dan menyajikan hubungan antara satu set item (yang disebut sebagai antecedent) dengan set item lainnya (yang disebut sebagai consequent). Proses pembentukan aturan ini memberikan pandangan yang lebih spesifik tentang keterkaitan antar-item, yang dapat memberikan wawasan berharga untuk pengambilan keputusan bisnis.

Satu aspek penting dari pembentukan aturan asosiasi adalah menetapkan tingkat kepercayaan (confidence) untuk setiap aturan. Tingkat kepercayaan mengukur sejauh mana suatu aturan dianggap dapat diandalkan atau valid berdasarkan data transaksi yang ada. Tingkat kepercayaan ini dapat disesuaikan sesuai dengan ambang batas tertentu yang ditetapkan, dan aturan-asosiasi dengan tingkat kepercayaan di bawah batas tersebut dapat dihapus. Penting untuk mencatat bahwa pembentukan aturan asosiasi dapat menghasilkan banyak aturan, dan analisis perlu memilih aturan yang paling relevan dan bermakna. Beberapa kriteria pemilihan dapat mencakup tingkat kepercayaan, jumlah item dalam aturan, dan relevansi dengan tujuan analisis bisnis. Proses ini memungkinkan pemodelan yang lebih tepat terhadap pola-pola yang terkandung dalam data transaksi dan memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait dengan perilaku konsumen atau dinamika bisnis.

7. *Hitung Confidence*

Perhitungan confidence adalah tahap penting dalam model asosiasi yang membantu mengukur sejauh mana suatu aturan asosiasi dapat diandalkan

berdasarkan data transaksi yang ada. Confidence dinyatakan sebagai persentase atau rasio antara dukungan (support) dari aturan asosiasi tersebut dan dukungan dari antecedent (item atau produk yang muncul di sisi "jika") pada aturan tersebut. Formula umumnya adalah:

$$\text{Confidence (Aturan)} = \frac{\text{Support (Aturan)}}{\text{Support (Antecedent)}}$$

Aturan-asosiasi yang memiliki confidence tinggi menunjukkan bahwa kemungkinan item atau produk pada sisi "maka" (consequent) akan dibeli jika item pada sisi "jika" (antecedent) juga dibeli sangat tinggi. Semakin tinggi nilai confidence, semakin dapat diandalkan aturan tersebut sebagai indikator hubungan antar-item.

Analisis confidence membantu memahami kekuatan hubungan antar-item dan dapat digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan bisnis. Pada umumnya, tingkat confidence yang tinggi di atas batas threshold yang ditetapkan menunjukkan bahwa aturan-asosiasi tersebut memiliki dampak yang kuat dan relevan. Meskipun demikian, tingkat confidence yang sangat tinggi juga dapat menunjukkan bahwa aturan tersebut mungkin terlalu spesifik atau bahkan terlalu sering terjadi dalam dataset. Dalam praktiknya, penetapan batas confidence harus seimbang agar aturan-asosiasi yang dihasilkan relevan, dan hasil interpretasi tetap praktis dan dapat diaplikasikan dalam konteks bisnis. Perhitungan confidence menjadi langkah kunci dalam menyaring dan mengevaluasi aturan-asosiasi sehingga hasil akhirnya memberikan wawasan yang berguna untuk strategi pemasaran, penataan produk, atau pengambilan keputusan bisnis yang lebih baik.

8. *Hilangkan Aturan dengan Confidence di Bawah Threshold*

Langkah selanjutnya dalam proses analisis data menggunakan model asosiasi adalah menghilangkan aturan dengan confidence di bawah threshold yang telah ditetapkan. Confidence merupakan ukuran seberapa dapat diandalkannya suatu aturan asosiasi berdasarkan data transaksi yang ada. Dengan menetapkan batas confidence, analis dapat menyaring aturan-asosiasi yang dihasilkan dan memfokuskan perhatian pada aturan yang lebih kuat dan lebih bermakna. Proses penghilangan aturan dengan confidence di bawah threshold adalah esensial karena membantu menyederhanakan dan memfokuskan hasil analisis. Aturan-asosiasi dengan confidence rendah mungkin kurang dapat diandalkan atau memiliki dampak yang lebih terbatas dalam konteks aplikasi bisnis. Dengan menghilangkan aturan-asosiasi ini, analis dapat menyajikan hasil yang lebih terfokus dan relevan untuk pengambilan keputusan.

Menentukan batas confidence yang tepat dapat bervariasi tergantung pada kebutuhan dan tujuan analisis bisnis. Sebagai contoh, batas confidence yang lebih tinggi dapat digunakan ketika kesalahan atau kesalahan interpretasi yang tinggi tidak dapat diterima. Sebaliknya, batas confidence yang lebih rendah mungkin lebih cocok untuk analisis eksploratif atau ketika jumlah data terbatas. Penghilangan aturan dengan confidence di bawah threshold juga berkontribusi pada keberlanjutan dan keberlanjutan interpretasi aturan-asosiasi. Dengan menyajikan aturan-asosiasi yang memiliki tingkat kepercayaan yang lebih tinggi, analis dapat memberikan informasi yang lebih dapat diandalkan dan bermakna bagi pemangku kepentingan bisnis. Proses ini mengoptimalkan hasil analisis

asosiasi untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait dengan perilaku konsumen, strategi pemasaran, atau peningkatan efisiensi operasional.

9. Hasil Akhir

Hasil akhir dari proses analisis data menggunakan model asosiasi merupakan rangkuman keseluruhan dari temuan dan wawasan yang dihasilkan dari langkah-langkah sebelumnya. Inilah tahap akhir yang menyajikan informasi yang dapat dijadikan dasar untuk pengambilan keputusan bisnis atau strategi yang lebih baik. Hasil akhir ini mencakup aturan-asosiasi yang relevan dan memiliki tingkat kepercayaan yang memadai, yang telah disaring berdasarkan dukungan dan confidence yang telah ditentukan sebelumnya. Dalam hasil akhir, aturan-asosiasi yang tersisa sering kali disajikan secara terstruktur dan diprioritaskan berdasarkan kriteria tertentu seperti tingkat kepercayaan tertinggi atau kombinasi item yang paling relevan. Informasi ini dapat memberikan wawasan mendalam tentang pola hubungan antar-item yang ditemukan dalam dataset transaksi, seperti kecenderungan pembelian produk bersamaan atau asosiasi produk yang mungkin kurang terduga.

Hasil akhir juga dapat mencakup visualisasi grafis atau laporan yang memudahkan interpretasi dan komunikasi hasil analisis kepada pemangku kepentingan bisnis. Visualisasi ini dapat memberikan gambaran yang lebih jelas tentang struktur hubungan antar-item, memfasilitasi pemahaman, dan mendukung pengambilan keputusan yang informasional. Selain aturan-asosiasi, hasil akhir juga bisa mencakup rekomendasi atau implikasi bisnis yang dapat diambil dari analisis tersebut. Pemahaman terhadap pola-pola asosiasi dapat membantu

perusahaan merumuskan strategi pemasaran yang lebih efektif, meningkatkan pengalaman pelanggan, atau mengoptimalkan penataan produk di dalam toko.

3.2. Desain Aktifitas Sistem

Desain aktivitas sistem untuk penerapan algoritma Apriori pada data mining mencakup serangkaian langkah terstruktur yang memastikan alur kerja yang efisien dan efektif. Proses dimulai dengan fase pengumpulan data, di mana data transaksi dikumpulkan dari berbagai sumber dan disimpan dalam database. Setelah data terkumpul, fase pra-pemrosesan data dimulai, mencakup pembersihan, normalisasi, dan transformasi data agar siap untuk analisis lebih lanjut. Selanjutnya, data yang telah diproses digunakan dalam fase ekstraksi pola, di mana algoritma Apriori diterapkan untuk menemukan itemset yang sering muncul berdasarkan parameter minimum support yang ditentukan. Hasil dari fase ini dievaluasi dalam fase evaluasi pola, di mana pola yang ditemukan dianalisis dan divalidasi untuk memastikan relevansinya. Akhirnya, fase pelaporan dan visualisasi menghasilkan laporan dan visualisasi yang informatif untuk membantu pengguna memahami hasil analisis. Setiap fase dalam desain aktivitas sistem ini saling terkait dan diatur dalam urutan yang logis untuk mencapai hasil yang diinginkan secara efektif.

3.3. Pengolahan Data

3.3.1. Data Sampel

Pada data sampel merupakan data yang digunakan untuk melakukan penelitian ini. Jadi data sampel nantinya akan digunakan untuk ditentukan pola pembeliannya. Untuk data sampel, penulis peroleh dari toko penjualan aksesoris laptop. Untuk data nya dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Gambar 3. 1. Data Sampel

No	Id Pembeli	Nama Anggota	Aksesoris	Tanggal Beli
1	001	Ahmad Ramadhan	Mouse Keyboard Flashdisk	18/02/2024
2	002	Budi Santoso	Flashdisk Hardisk Mouse	19/02/2024
3	003	Citra Lestari	Cooling Pad Mouse Keyboard	19/02/2024
4	004	Dian Permata	Earphone Mouse Keyboard Flashdisk	19/02/2024
5	005	Eka Pratama	Memory Card Reader Speaker Bluetooth Adapter HDMI to VGA Mouse Keyboard	22/02/2024
6	006	Fitriani Sari	Cooling Pad Mouse Keyboard Mouse Pad	24/02/2024
7	007	Guntur Wibowo	Speaker Bluetooth Adapter HDMI to VGA Mouse Pad Cooling Pad	27/02/2024
8	008	Hadi Setiawan	Flashdisk Memory Card Reader SSD	27/02/2024

3.3.2. Preprocessing Data

Pada tahapan ini merupakan tahapan untuk menyeleksi data dan menyusun data yang layak untuk digunakan. Bukan hanya itu, tidak semua data yang diperoleh langsung dapat digunakan. Oleh karena itu adanya tahapan ini untuk merubah data agar dapat digunakan. Untuk data yang dipreprocessing yaitu sebagai berikut.

Gambar 3. 2. Data Sampel sudah Preprocessing

Id Pembeli	Aksesoris
001	Mouse, Keyboard, Flashdisk
002	Flashdisk, Hardisk, Mouse
003	Cooling Pad, Mouse, Keyboard
004	Earphone, Mouse, Keyboard, Flashdisk
005	Memory Card Reader, Speaker Bluetooth, Adapter HDMI to VGA, Mouse, Keyboard
006	Cooling Pad, Mouse, Keyboard, Mouse Pad
007	Speaker Bluetooth, Adapter HDMI to VGA, Mouse Pad, Cooling Pad
008	Flashdisk, Memory Card Reader, Speaker Bluetooth

Pada tabel diatas merupakan data yang sudah dipreprocessing. Data diatas yang nantinya akan digunakan untuk diolah menggunakan metode apriori.

3.3.3. Hasil Pengolahan Data

Untuk hasil dari apriori untuk tahapan awalnya terlebih dahulu menentukan aturan asosiasi pada tabel pembelian aksesoris laptop. Untuk minimum support item nya yaitu 20% dan untuk minimum confidence yaitu sebesar 30% dan Jika minimum support sudah ditentukan, kemudian masuk pada tahapan tabular data. Jadi setelah data dipreprocessing, kemudian data dilakukan tabular untuk dapat ditentukan hasilnya. Untuk tabular datanya dapat dilihat pada tabel diatas.

Gambar 3. 3. Tabular Data Sampel

Id Pembeli	Mouse	Keyboard	Flashdisk	Colling Pad	Earphone	Memory Card Reader	Speaker Bluetooth	Mouse Pad	Hardisk	Adapter HDMI to VGA
001	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
002	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
003	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
004	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0
005	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1
006	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0
007	0	0	0	1	0	0	1	1	0	1
008	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0
Total	6	5	4	3	1	2	3	2	1	2

1. Langkah Pertama

Pada Langkah ini adalah tahapan awal yang akan dilakukan yaitu pembentukan kandidat 1 itemset yang terdiri dari semua jenis item aksesoris yang ada pada data penjualan aksesoris laptop.

Gambar 3. 4. Support 1 Item

Aksesoris	Jumlah Kemunculan	Peminjaman	Support Item	% Supp
Mouse	6	1, 2, 3, 4, 5, 6	$6/8 = 0,75$	75%
Keyboard	5	1, 3, 4, 5, 6	$5/8 = 0,62$	62%
Flashdisk	4	1, 2, 4, 8	$4/8 = 0,5$	50%
Colling Pad	3	3, 6, 7	$3/8 = 0,37$	37%
Earphone	1	4	$1/8 = 0,12$	12%
Memory Card Reader	2	5, 8	$2/8 = 0,25$	25%
Speaker Bluetooth	3	5, 7, 8	$3/8 = 0,37$	37%
Mouse Pad	2	6, 7	$2/8 = 0,25$	25%
Hardisk	1	2	$1/8 = 0,12$	12%
Adapter HDMI to VGA	2	5, 7	$2/8 = 0,25$	25%

2. Langkah Kedua

Langkah ini merupakan Langkah untuk menentukan hasil dari perhitungan dengan metode Apriori. Maka akan diperoleh hasil asosiasi pada langkah ini.

Gambar 3. 5. Support 2 Itemset

Aksesoris	Jumlah Kemunculan	Pembelian	Support Item	% Supp
Mouse, Keyboard	5	1, 3, 4, 5, 6	$5/8 = 0,62$	62%
Keyboard, Colling Pad	2	3, 6	$2/8 = 0,25$	25%
Colling Pad, Mouse	2	3, 6	$2/8 = 0,25$	25%
Mouse Pad, Colling Pad	2	6, 7	$2/8 = 0,25$	25%

Gambar 3. 6. Hasil Nilai Confident

Kombinasi Buku	Jumlah	Aturan	Support	Confidance
Mouse, Keyboard	5	Jika membeli Mouse, Maka akan membeli juga Keyboard	62%	$6/5 \times 100\% = 12\%$
Keyboard, Colling Pad	2	Jika membeli keyboard, Maka akan membeli	25%	$5/3 \times 100\% = 16\%$

		juga Colling Pad		
Colling Pad, Mouse	2	Jika membeli Colling Pad, Maka akan membeli juga Mouse	25%	$3/6 \times 100\% = 50\%$
Mouse Pad, Colling Pad	2	Jika Membeli Mouse, Maka akan membeli juga Colling Pad	25%	$2/3 \times 100\% = 66\%$

3. Langkah Ketiga

Langkah ini merupakan Langkah untuk menentukan hasil dari perhitungan dengan metode Apriori. Maka akan diperoleh hasil asosiasi pada langkah ini.

Gambar 3.6. Support 3 Itemset

Aksesoris	Jumlah Kemunculan	Pembelian	Support Item	% Supp
Mouse, Keyboard, Flashdisk	2	1, 4	$2/8 = 0,25$	25%
Flashdisk, Hardisk, Mouse	1	2	$1/8 = 0,12$	12%
Colling Pad, Mouse, Keyboard	2	3, 6	$2/8 = 0,25$	25%
Earphone, Mouse, Keyboard	1	4	$1/8 = 0,12$	12%
Memory Card Reader, Speaker Bluetooth, Mouse	1	5	$1/8 = 0,12$	12%
Colling Pad, Mouse, Mouse Pad	1	6	$1/8 = 0,12$	12%
Speaker Bluetooth, Adapter HDMI to VGA, Mouse Pad, Colling Pad	1	7	$1/8 = 0,12$	12%

Gambar 3. 7. Hasil Nilai Confidence

Aksesoris	Jumlah	Aturan	Support	Confidance
Mouse, Keyboard, Flashdisk	2	Jika membeli Mouse, Keyboard, Maka juga akan membeli Flashdisk	25%	$2/2 \times 100\% = 100\%$
Flashdisk, Hardisk, Mouse	1	Jika membeli Flashdisk, Hardisk, Maka juga akan membeli Mouse	12%	$1/2 \times 100\% = 50\%$
Colling Pad, Mouse, Keyboard	2	Jika membeli Colling Pad, Mouse, Maka akan juga membeli Keyboard	25%	$2/2 \times 100\% = 100\%$
Earphone, Mouse, Keyboard	1	Jika membeli Earphone, Mouse, Maka akan juga membeli Keyboard	12%	$1/2 \times 100\% = 50\%$
Memory Card Reader, Speaker Bluetooth, Mouse	1	Jika membeli Memory Card Reader, Speaker Bluetooth, Maka juga akan membeli Mouse	12%	$1/2 \times 100\% = 50\%$
Colling Pad, Mouse, Mouse Pad	1	Jika membeli Colling Pad, Mouse, Maka akan juga membeli Mouse Pad	12%	$1/2 \times 100\% = 50\%$
Speaker Bluetooth, Adapter HDMI to VGA, Mouse Pad,	1	Jika membeli Speaker Bluetooth, Adapter HDMI to VGA, Maka juga akan membeli Mouse Pad.	12%	