

Implementasi Data Mining Penjualan Produk Kosmetik Pada PT. Natural Nusantara Menggunakan Algoritma Apriori

Fajar Adhinda Kusuma Wardani¹, Titin Kristiana²

¹STMIK Nusa Mandiri
Email: fajaradhinda@gmail.com

²STMIK Nusa Mandiri
Email: titin.tka@nusamandiri.ac.id

Abstract - Women's life can not be separated from cosmetics. In addition to beautifying themselves, cosmetics are also used for health purposes. Cosmetics are basically one of the basic needs of women. Every day the sales transaction data at PT. Natural Nusantara is increasing and causing huge data storage. Most sales transaction data is only used as archives without being used properly. The data should be used to see the relevance of each item purchased by consumers simultaneously. This research analyzes data using a priori algorithm method, with this method it is known that cosmetic products purchased simultaneously and most sold by looking at the value of support and confidence. In the process of data processing using manual calculation and RapidMiner 5.3 software to analyze datasets at PT. Natural Nusantara. The results of this study use 10% support and 50% confidence. This study produced 7 rules for association rules.

Keywords: Cosmetic Products, Sales, Apriori Algorithm, Association Rule.

PENDAHULUAN

Kehidupan wanita tak lepas dari kosmetik. Selain untuk mempercantik diri, kosmetik juga digunakan untuk tujuan kesehatan. Mulai dari mengatasi jerawat, melindungi kulit dari efek buruk sinar matahari, menghidrasi dan menutrisi kulit, serta melawan tanda-tanda penuaan. Salah satu perusahaan yang mengeluarkan produk kosmetik adalah PT. Natural Nusantara (NASA). PT. Natural Nusantara merupakan sebuah perusahaan yang memiliki konsep produk-produk yang terbuat dari bahan organik herbal dan merupakan hasil karya dari negeri sendiri dan bukan import.

Setiap hari data transaksi penjualan akan terus bertambah dan menyebabkan penyimpanan data yang sangat besar. Kebanyakan data transaksi penjualan hanya dijadikan arsip saja tanpa dimanfaatkan dengan baik. Padahal kumpulan data tersebut memiliki informasi yang sangat bermanfaat. Permasalahan yang sering muncul yaitu peletakkan barang-barang yang tidak sesuai dengan perilaku kebiasaan konsumen dalam membeli barang secara bersamaan dalam satu waktu. Hal ini tentu akan mempengaruhi tingkat penjualan barang.

Berdasarkan masalah diatas, maka diperlukan teknik data mining dengan menggunakan algoritma apriori. Algoritma apriori bertujuan untuk mengetahui pola kombinasi item dan itemset frekuensi tinggi, lalu diuji apakah kombinasi tersebut memenuhi

parameter minimum support dan confidence yang merupakan nilai ambang yang diberikan user.

Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah diatas, maka identifikasi masalah yang diambil adalah :

1. Bagaimana menerapkan algoritma apriori untuk mengetahui penjualan produk paling banyak terjual ?
2. Bagaimana mengimplementasikan algoritma apriori pada penjualan produk kosmetik dengan menggunakan software RapidMiner 5.3 ?

Maksud dan Tujuan

Adapun maksud dan tujuan dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Untuk mengetahui sejauh mana algoritma apriori dapat membantu mengetahui pola kombinasi penjualan produk PT. Natural Nusantara.
2. Untuk mengetahui sejauh mana algoritma apriori membantu dalam strategi pemasaran.
3. Untuk mengetahui nilai minimum support dan confidence dari data penjualan produk sehingga dapat diketahui produk apa saja yang banyak terjual.

Data Mining

Data mining merupakan proses iterative dan interaktif untuk menemukan pola atau model baru

yang sempurna, bermanfaat dan dapat dimengerti dalam suatu database yang sangat besar (massive database). Data mining berisi pencarian trend atau pola yang diinginkan dalam database besar untuk membantu pengambil keputusan diwaktu yang akan datang, pola-pola ini dikenali perangkat tertentu yang dapat memberikan suatu analisa data yang berguna dan berwawasan yang kemudian dapat dipelajari dengan lebih teliti, yang mungkin saja menggunakan perangkat pendukung keputusan yang lain (Sikumbang, 2018).

Algoritma Apriori

Algoritma apriori adalah algoritma yang paling terkenal unuk menemukan pola frekuensi tinggi. Apriori dibagi menjadi beberapa tahap disebut narasi atau pass. Pembentukan kandidat itemsets, kandidat k-itemsets dibentuk dari kombinasi (k-1)-itemsets yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu cara dari algoritma apriori adalah adanya pemangkasan kandidat k-itemset yang subset-nya yang berisi k-1 item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k-1. Algoritma apriori terkenal untuk menemukan pola frekuensi tinggi. Proses pembentukan pola kombinasi itemsets dan pembuatan rules dimulai dari analisis data (Purnia & Warnilah, 2017).

1. Pembentukan kandidat itemset, kandidat k-itemset dibentuk dari kombinasi (k-1)-itemset yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu cara dari algoritma apriori adalah adanya pemangkasan kandidat k-itemset yang subset-nya yang berisi k-1 item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang k1.
2. Penghitungan support dari tiap kandidat k-itemset. Support dari tiap kandidat k-itemset didapat dengan menscan database untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua item didalam kandidat k-itemset tersebut. Ini adalah juga ciri dari algoritma apriori dimana diperlukan penghitungan dengan cara seluruh database sebanyak k-itemset terpanjang
3. Tetapkan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi yang memuat k item atau k-itemset ditetapkan dari kandidat k-itemset yang supportnya lebih besar dari minimum support. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka k ditambah satu dan kembali bagian 1.

Rapid Miner

Rapid Miner merupakan perangkat lunak yang dibuat oleh Dr. Markus Hofmann dari Institute of Technology Blanchardstown dan Ralf Klinkenberg dari rapid-i.com dengan tampilan GUI (Graphical User Interface) sehingga memudahkan pengguna

dalam menggunakan perangkat lunak ini. RapidMiner merupakan perangkat lunak yang bersifat terbuka (open source). RapidMiner adalah sebuah solusi untuk melakukan analisis terhadap data mining, text mining dan analisis prediksi. RapidMiner menggunakan berbagai teknik deskriptif dan prediksi dalam memberikan wawasan kepada pengguna sehingga dapat membuat keputusan yang paling baik (Afdal & Rosadi, 2019).

METODOLOGI PENELITIAN

Instrumen Penelitian

Instrumen penelitian adalah aspek pengumpulan data yang dilakukan dalam penelitian ilmiah. Hasil instrumen penelitian ini kemudian dikembangkan atau dianalisa sesuai dengan metode penelitian yang akan diambil. Karena data yang di perlukan dalam penelitian ini adalah data kuantitatif yang di hitung dengan statistik dan menghasilkan deretan angka maka instrumen yang di lakukan penulis dengan melakukan pencatatan, wawancara informal dimana yang menjadi instrumen utama yaitu penulis sendiri karena penulis langsung yang terjun ke lapangan guna mengambil data primer yang di butuhkan dengan melakukan observasi.

Metode Analisis Data

Berikut ini yang digunakan untuk analisis data algoritma apriori :

- A. Analisa Permasalahan PT. Natural Nusantara
Menganalisa permasalahan yang akan di analisis dngan menggunakan metode algoritma apriori.
- B. Analisis Pola Frekuensi Tinggi
Tahap ini mencari kombinasi item yang memenuhi syarat minimum dari nilai support dalam database. Nilai support sebuah item diperoleh dengan rumus berikut :

$$Support(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}{\text{Total Transaksi}}$$

Sedangkan nilai support dari 2 item diperoleh rumus berikut :

$$Support(A,B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung AdanB}}{\text{Total Transaksi}}$$

- C. Pembentukan Aturan Asosiasi
Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan assosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk confidence dengan menghitung confidence aturan assosiatif A_B. Nilai confidence dari aturan A_B diperoleh dari rumus berikut:

$$Confidence(B/A) = P \frac{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A dan B}}{\text{Jumlah Transaksi Mengandung A}}$$

D. Aturan Asosiasi Final

Dari analisis yang telah dilakukan dalam tahap ini akan terlihat asosiasi yang terbentuk dengan menggunakan perhitungan algoritma apriori.

E. Implementasi Algoritma Apriori pada *RapidMiner*

Setelah hasil perhitungan algoritma apriori di dapat dengan perhitungan manual maka akan lebih akurat dengan *software RapidMiner*. Dengan cara menginput tabel tabular ke dalam *Ms.Excel* yang kemudian di masukan ke *software RapidMiner*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data transaksi penjualan produk akan terus bertambah setiap harinya dan menyebabkan penyimpanan data yang sangat besar. Kebanyakan data transaksi penjualan produk hanya dijadikan sebagai arsip saja tanpa dimanfaatkan dengan baik, maka diperlukan sebuah metode atau teknik yang dapat merubah data-data yang menumpuk tersebut menjadi informasi yang bermanfaat untuk pengambilan keputusan dengan menggunakan algoritma apriori untuk menghitung data penjualan produk kosmetik selama 6 bulan.

Daftar Produk (Kategori Kosmetik)

Berikut ini adalah daftar produk berdasarkan kategori kosmetik yang akan dianalisis, dapat dilihat pada tabel dibawah ini :

Tabel 1. Daftar Produk

| TABEL DAFTAR PRODUK | | |
|---------------------|-----------------------|-------------------------------|
| No | Kategori (Kosmetik) | |
| 1 | AYLA | AYLA BREAST CARE |
| 2 | BWHITE | BODY BUTTER WHITENING VIT E |
| 3 | CHARCO | ERSHALI CHARCOAL SOAP |
| 4 | COFC | COLLAGEN FACIAL CLEANSER |
| 5 | COSKIN | COLLAGEN SKIN CARE |
| 6 | EAAFS | ERSHALI ANTI ACNE FACIAL SOAP |
| 7 | EBS | ERSHALI BRIGHTENING SOAP |
| 8 | FISHCO | ERSHALI FISH COLLAGEN SOAP |
| 9 | GAIA | LOOKE HOLY LIP CREAM GAIA |
| 10 | GLOW | MORESKIN CLEAN N GLOW |

| | | |
|----|---------|---------------------------------------|
| 11 | GRECE | GRECE BODY CRISTAL |
| 12 | HBBHAP | MS H&B LOTION BREATH HAPPINES |
| 13 | HDE | HIDRATING DIVINE ESSENSE |
| 14 | HEBE | LOOKE HOLY LIP CREAM HEBE |
| 15 | HFRESH | MS H&B OIL FRESH |
| 16 | HROMAN | MS H&B OIL ROMANTIC |
| 17 | HSPORTY | MS H&B OIL SPORTY |
| 18 | IRENE | LOOKE HOLY LIP CREAM IRENE |
| 19 | LC01MN | MS LIP CREAM 1-MERAH |
| 20 | LC03MM | MORESKIN LIP CREAM 03 -MERAH MENYALA |
| 21 | LC05MT | MS LIP CREAM 8-PINK |
| 22 | LC07MB | MORESKIN LIP CREAM - MERAH BATA |
| 23 | LC09CM | MORESKIN LIP CREAM 09 -COKLAT MENYALA |
| 24 | LGLOSS | MORESKIN MAGIC TRANSPARAN LIP |
| 25 | LPOWDER | MORESKIN LOOSE POWDER |
| 26 | LUNA | LOOKE HOLY LIP CREAM LUNA |
| 27 | NATURE | PAKET MORESKIN NATURE |
| 28 | ORLYNS | ORLYN SHAMPO AROMATHERAPY |
| 29 | PEELING | ERSHALI PEELING SPRAY |
| 30 | PGN | PASTA GIGI NASA |
| 31 | SERGOLD | MORESKIN SERUM GOLD |
| 32 | SKIN | PAKET KECANTIKAN MORESKIN |
| 33 | SPCREAM | MORESKIN STOMACH CREAM |
| 34 | SVITC30 | MORESKIN SERUM VIT C 30 |
| 35 | THALIA | LOOKE HOLY LIP CREAM THALIA |
| 36 | TRIPLE | TRIPLE SIX HAIR TONIC GINGSENG |
| 37 | UNARM | MORESKIN UNDERARM |
| 38 | XACNE | MORESKIN ANTI ACNE |

Pembentukan Itemset

Proses pembentukan C_1 atau disebut dengan 1 itemset dengan jumlah minimum support = 10% dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Support (A)} = \frac{\text{jumlah transaksi mengandung A}}{\text{total transaksi}} \times 100\%$$

Tabel 2. Pembentukan Itemset

| Tabel Support dari setiap itemset minimum 10% | | |
|---|--------|---------|
| Itemset | Jumlah | Support |
| AYLA | 21 | 12.1% |
| BWHITE | 27 | 15.5% |
| CHARCO | 44 | 25.3% |
| COFC | 46 | 26.4% |
| COSKIN | 32 | 18.4% |
| EAAFS | 37 | 21.3% |
| EBS | 45 | 25.9% |
| FISHCO | 32 | 18.4% |
| GAIA | 13 | 7.5% |
| GLOW | 33 | 19.0% |
| GRECE | 41 | 23.6% |
| HBBHAP | 12 | 6.9% |
| HDE | 21 | 12.1% |
| HEBE | 13 | 7.5% |
| HFRESH | 10 | 5.7% |
| HROMAN | 7 | 4.0% |
| HSPORTY | 8 | 4.6% |
| IRENE | 14 | 8.0% |
| LC01MN | 12 | 6.9% |
| LC03MM | 26 | 14.9% |
| LC05MT | 21 | 12.1% |
| LC07MB | 28 | 16.1% |
| LC09CM | 25 | 14.4% |
| LGLOSS | 23 | 13.2% |
| LPOWDER | 17 | 9.8% |
| LUNA | 12 | 6.9% |
| NATURE | 27 | 15.5% |
| ORLYNS | 20 | 11.5% |
| PEELING | 22 | 12.6% |
| PGN | 58 | 33.3% |
| SERGOLD | 30 | 17.2% |
| SKIN | 19 | 10.9% |
| SPCREAM | 35 | 20.1% |
| SVITC30 | 24 | 13.8% |
| THALIA | 18 | 10.3% |
| TRIPLE | 31 | 17.8% |
| UNARM | 30 | 17.2% |
| XACNE | 35 | 20.1% |

Dari proses pembentukan itemset dari Tabel 2 dengan minimum *support* 10%, dapat diketahui yang memenuhi standart minimum *support* yaitu : AYLA, BWHITE, CHARCO, COFC, COSKIN, EAAFS, EBS, FISHCO, GLOW, GRECE, HDE, LC03MM, LC05MT, LC07MB, LC09CM, LGLOSS, NATURE, ORLYNS, PEELING, PGN, SERGOLD, SKIN, SPCREAM, SVITC30, THALIA, TRIPLE, UNARM, XACNE.

Kombinasi 2 Itemset

Proses pembentukan C_2 atau disebut 2 itemset dengan jumlah minimum *support* = 10% dapat

diselesaikan dengan rumus berikut:

$$\text{Support (A.B)} = P(A \cap B)$$

$$\text{Support (A,B)} = \frac{\text{transaksi mengandung A dan B}}{\text{total transaksi}} \times 100\%$$

Tabel 3. Kombinasi 2 Itemset

| Tabel Support dari 2 Itemset minimum 10% | | |
|--|--------|---------|
| Itemset | Jumlah | Support |
| PGN, COFC | 24 | 13.8% |
| PGN, EBS | 14 | 8.0% |
| PGN, CHARCO | 14 | 8.0% |
| PGN, GRECE | 19 | 10.9% |
| PGN, EAAFS | 13 | 7.5% |
| PGN, XACNE | 19 | 10.9% |
| PGN, SPCREAM | 14 | 8.0% |
| PGN, GLOW | 13 | 7.5% |
| PGN, FISHCO | 12 | 6.9% |
| PGN, TRIPLE | 11 | 6.3% |
| PGN, UNARM | 12 | 6.9% |
| PGN, LC07MB | 12 | 6.9% |
| PGN, NATURE | 11 | 6.3% |
| PGN, LC03MM | 14 | 8.0% |
| PGN, LC05MT | 11 | 6.3% |
| COFC, EBS | 15 | 8.6% |
| COFC, CHARCO | 13 | 7.5% |
| COFC, GRECE | 11 | 6.3% |
| COFC, EAAFS | 14 | 8.0% |
| COFC, XACNE | 9 | 5.2% |
| COFC, SPCREAM | 16 | 9.2% |
| COFC, GLOW | 9 | 5.2% |
| COFC, FISHCO | 10 | 5.7% |
| COFC, LC07MB | 10 | 5.7% |
| COFC, LC03MM | 10 | 5.7% |
| EBS, CHARCO | 27 | 15.5% |
| EBS, GRECE | 13 | 7.5% |
| EBS, EAAFS | 16 | 9.2% |
| EBS, XACNE | 9 | 5.2% |
| EBS, FISHCO | 20 | 11.5% |
| EBS, TRIPLE | 10 | 5.7% |
| EBS, BWHITE | 10 | 5.7% |
| EBS, LC03MM | 9 | 5.2% |
| CHARCO, GRECE | 12 | 6.9% |
| CHARCO, EAAFS | 12 | 6.9% |
| CHARCO, XACNE | 9 | 5.2% |
| CHARCO, SPCREAM | 10 | 5.7% |
| CHARCO, FISHCO | 23 | 13.2% |

Dari proses pembentukan 2 itemset pada Tabel 3 dengan minimum *support* 10%, dapat diketahui yang memenuhi standart minimum *support* yaitu :

1. PGN, COFC dengan *support* 13.8%
2. PGN, GRECE dengan *support* 10.9%
3. PGN, XACNE dengan *support* 10.9%
4. EBS, CHARCO dengan *support* 15.5%

5. EBS, FISHCO dengan *support* 11.5%
6. CHARCO, FISHCO dengan *support* 13.2%

Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah mencari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif A→B. Dengan minimum *confidence* 50%.

Nilai aturan A→B diperoleh
 $Confidence = P(A,B)$
 $= \frac{\text{transaksi mengandung A dan B}}{\text{total transaksi}} \times 100\%$

Tabel 4. Pembentukan Aturan Asosiasi

| Tabel Perhitungan Aturan Asosiasi 50% | | |
|--|------------|-------|
| Aturan | Confidence | |
| 1. Jika membeli THALIA, maka akan membeli CHARCO | 9/18 | 50.0% |
| 2. Jika membeli FISHCO, maka akan membeli EBS, CHARCO | 16/32 | 50.0% |
| 3. Jika membeli COFC, maka akan membeli PGN | 24/46 | 52.2% |
| 4. Jika membeli CHARCO, maka akan membeli FISHCO | 23/44 | 52.3% |
| 5. Jika membeli LC05MT, maka akan membeli PGN | 11/21 | 52.4% |
| 6. Jika membeli LC03MM, maka akan membeli PGN | 14/26 | 53.8% |
| 7. Jika membeli XACNE, maka akan membeli PGN | 19/35 | 54.3% |
| 8. Jika membeli COFC, SPCREAM, maka akan membeli PGN | 9/16 | 56.2% |
| 9. Jika membeli EBS, EAAFS, maka akan membeli CHARCO | 9/16 | 56.2% |
| 10. Jika membeli EBS, EAAFS, maka akan membeli FISHCO | 9/16 | 56.2% |
| 11. Jika membeli EBS, CHARCO, maka akan membeli FISHCO | 16/27 | 59.3% |
| 12. Jika membeli EBS, maka akan membeli CHARCO | 27/45 | 60.0% |
| 13. Jika membeli CHARCO, maka akan membeli EBS | 27/44 | 61.4% |
| 14. Jika membeli FISHCO, maka akan membeli EBS | 20/32 | 62.5% |
| 15. Jika membeli PGN, SPCREAM, maka akan membeli COFC | 9/44 | 64.3% |
| 16. Jika membeli EBS, GRECE, maka akan membeli CHARCO | 9/13 | 69.2% |
| 17. Jika membeli CHARCO, FISHCO, maka akan membeli EBS | 16/23 | 69.6% |
| 18. Jika membeli PGN, EBS, maka akan membeli CHARCO | 10/14 | 71.4% |

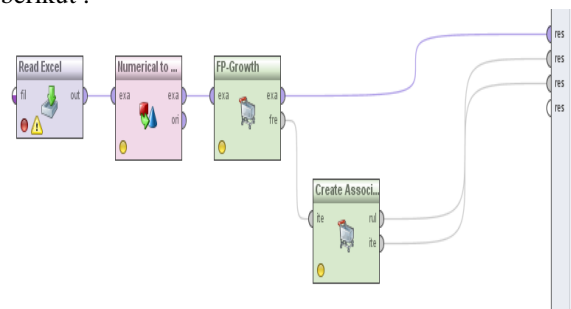
| | | |
|--|-------|-------|
| 19. Jika membeli PGN, CHARCO, maka akan membeli EBS | 10/14 | 71.4% |
| 20. Jika membeli FISHCO, maka akan membeli CHARCO | 23/32 | 71.9% |
| 21. Jika membeli CHARCO, GRECE, maka akan membeli EBS | 9/12 | 75.0% |
| 22. Jika membeli CHARCO, EAAFS, maka akan membeli EBS | 9/12 | 75.0% |
| 23. Jika membeli EBS, FISHCO, maka akan membeli CHARCO | 16/20 | 80.0% |
| 24. Jika membeli COFC, GRECE, maka akan membeli PGN | 9/11 | 81.8% |
| 25. Jika membeli EAAFS, FISHCO, maka akan membeli EBS | 9/10 | 90.0% |

Berdasarkan pembentukan aturan asosiasi pada table 4 diatas, maka semuanya memenuhi standart minimum *confidence* 50%.

Implementasi Sistem

Hasil dari pengujian model yang dilakukan adalah implementasi data mining penjualan produk kosmetik pada PT. Natural Nusantara menggunakan algoritma apriori. Dengan min. *support* 10% dan minimum *confidence* 50%, hasil rule yang terbentuk berjumlah 7 rule yang dapat dilihat pada gambar dibawah ini:

Formula-formula pada algoritma apriori sudah dirangkum dalam model algoritma apriori pada framework RapidMiner 5.3. Formulanya sebagai berikut :

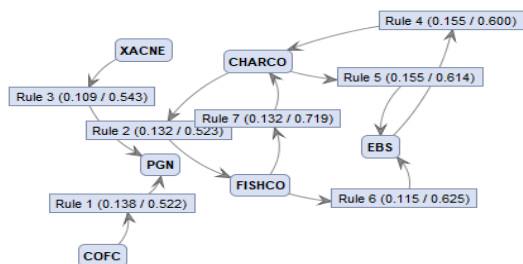


Gambar 1. Desain Model

Maka didapat hasil rule yang terbentuk menjadi 7 rule dari hasil RapidMiner 5.3 sebagai berikut :

| No. | Premises | Conclusion | Support | Confid. | LaPla... | Gain | p-s | Lift | Convi... |
|-----|----------|------------|---------|---------|----------|--------|-------|-------|----------|
| 1 | COFC | PGN | 0.138 | 0.522 | 0.900 | -0.391 | 0.050 | 1.565 | 1.394 |
| 2 | CHARCO | FISHCO | 0.132 | 0.523 | 0.904 | -0.374 | 0.086 | 2.842 | 1.710 |
| 3 | XACNE | PGN | 0.109 | 0.543 | 0.923 | -0.293 | 0.042 | 1.629 | 1.458 |
| 4 | EBS | CHARCO | 0.155 | 0.600 | 0.918 | -0.362 | 0.090 | 2.373 | 1.868 |
| 5 | CHARCO | EBS | 0.155 | 0.614 | 0.922 | -0.351 | 0.090 | 2.373 | 1.919 |
| 6 | FISHCO | EBS | 0.115 | 0.625 | 0.942 | -0.253 | 0.067 | 2.417 | 1.977 |
| 7 | FISHCO | CHARCO | 0.132 | 0.719 | 0.956 | -0.236 | 0.086 | 2.842 | 2.656 |

Gambar 2. Asosiasi Final



Gambar 3. Tampilan Graph View

Berdasarkan *Assosiasi Final* dan *Graph View* diatas, dapat disimpulkan ada 7 rule yaitu

1. Rule 1 (COFC, PGN)
 Support : 13.8%, Confidence : 52.2%, Lift : 1.565
2. Rule 2 (CHARCO, FISHCO)
 Support : 13.2%, Confidence : 52.3%, Lift : 2.842
3. Rule 3 (XACNE, PGN)
 Support : 10.9%, Confidence : 54.3%, Lift : 1.629
4. Rule 4 (EBS, CHARCO)
 Support : 15.5%, Confidence : 60.0%, Lift : 1.868
5. Rule 5 (CHARCO, EBS)
 Support : 15.5%, Confidence : 61.4%, Lift : 2.373
6. Rule 6 (FISHCO, EBS)
 Support : 11.5%, Confidence : 62.5%, Lift : 2.373
7. Rule 7 (FISHCO, CHARCO)
 Support : 13.2%, Confidence : 71.9%, Lift : 2.842

KESIMPULAN

Setelah melakukan pengujian dengan cara perhitungan manual dan perhitungan menggunakan *software* RapidMiner 5.3, dapat diketahui bahwa hasil yang diperoleh dari perhitungan manual sama dengan perhitungan menggunakan *software* RapidMiner 5.3. Pola asosiasi yang terbentuk dengan nilai minimum *support* 10% dan nilai minimum *confidence* 50% menghasilkan 7 aturan asosiasi. Dan *strong rules* yang didapatkan adalah Jika membeli CHARCO maka akan membeli EBS dengan nilai *support* 15.5% dan nilai minimum *confidence* 61.4%. Dengan diketahui produk yang sering dibeli maka perusahaan dapat mengembangkan strategi pemasaran dan mengatur stok barang agar tidak terjadi penumpukan. Penggunaan algoritma apriori dengan metode FP-Growth dapat membantu pihak manajemen untuk meletakkan barang yang biasa dibeli oleh konsumen, sehingga memudahkan konsumen untuk dapat membeli barang tersebut.

Saran

Aspek Manajerial

Penggunaan algoritma apriori dengan metode FP-Growth dapat membantu pihak manajemen untuk meletakkan barang yang biasa dibeli oleh konsumen, sehingga memudahkan pelanggan untuk membeli barang tersebut. Metode FP-Growth dapat membantu pihak manajemen untuk memantau stok barang yang sering dibeli oleh konsumen sehingga tidak akan terjadi kelangkaan.

Aspek Sistem

Sistem yang ada harus lebih detail terhadap transaksi penjualan supaya dapat mempermudah mencari data. Aspek Penelitian Untuk peneliti selanjutnya diharapkan melanjutkan penelitian ini apakah produk yang sering dibeli secara bersamaan ditempatkan berdekatan berpengaruh terhadap meningkatnya pola pembelian konsumen. Sebaiknya objek penelitian tidak hanya mencakup 6 bulan saja tetapi bisa setahun kebelakang agar data bisa lebih akurat.

REFERENSI

- Afdal, M., & Rosadi, M. (2019). *PENERAPAN ASSOCIATION RULE MINING UNTUK ANALISIS*. 5(1), 99–108.
- Purnia, D. S., & Warnilah, A. I. (2017). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Kacamata Menggunakan Algoritma Apriori. *IJCIT (Indonesian Journal ON COmputr and Information Teknologi)*, 2(2), 31–39. Retrieved from <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ijcit/article/view/2776>
- Sikumbang, E. D. (2018). Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Apriori. *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI (JTK)*, 9986(September), 1–4.

PROFIL PENULIS



Penulis pertama bernama Fajar Adhinda Kusuma Wardani yang merupakan mahasiswa tingkat akhir STMIK Nusa Mandiri dan juga Alumni Bina Sarana Informatika.



Penulis kedua bernama Titin Kristiana, yang memperoleh gelar Master Komputer (M.Kom) Jurusan Sistem Informasi Manajemen Program Pasca Sarjana STMIK Nusa Mandiri. Lulus pada tahun 2012. Saat ini menjadi dosen di STMIK

Nusa Mandiri.