

Analisis dan Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menghitung Asosiasi Item Pada CV Sumber Tani Maju Jaya Makmur

Fitri, Dodo Zaenal Abidin, Errissya Rasywir

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dinamika Bangsa, Jambi, Indonesia
Email: ¹fitri.anggraini1998@yahoo.com, ²dodozainal@yahoo.com, ³errissya.rasywir@gmail.com (coresponding author)

Abstrak

CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur merupakan sebuah perusahaan yang menjual berbagai macam produk retail keperluan petani. Biasanya data-data transaksi penjualan tersebut hanya disimpan di dalam *database* saja tanpa dimanfaatkan dengan baik. Padahal jika data transaksi penjualan tersebut diolah dengan suatu metode *data mining* yang baik maka akan menghasilkan sebuah informasi yang dapat diproses untuk keperluan yang lebih luas. Salah satunya adalah suatu strategi penjualan yang dapat meningkatkan kepuasan konsumen. Penelitian ini menggunakan metode *association rule* dengan algoritma apriori yang dapat digunakan untuk menemukan kombinasi item pada data transaksi penjualan yang ada pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur. Kombinasi item yang dihasilkan dari proses apriori ini kemudian akan digunakan sebagai bahan rekomendasi strategi penjualan berupa tata letak penempatan barang yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Analisis tersebut menghasilkan 5Rule dengan nilai akurasi tertinggi yaitu pada periode gabungan Maret-April 2018 menghasilkan *rule* yaramila → gramoxone dengan nilai sebesar 92,299%, pada periode Maret 2018 menghasilkan *rule* garlon → gramatop dan *rule* jagung → lipa dengan nilai sebesar 89,993%, pada periode April 2018 menghasilkan *rule* gramoxone → 20x30 dan *rule* yaramila → em4 dengan nilai sebesar 89,993% hasil dari akurasi ini merupakan asosiasi item yang sering dibeli oleh konsumen secara bersamaan pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur.

Kata Kunci: Data Mining, Data Penjualan, Association Rule, Algoritma Apriori, Penempatan Barang

1. PENDAHULUAN

CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur sebuah perusahaan yang bergerak dalam bidang penjualan produk retail keperluan petani seperti pupuk, bibit, obat-obatan dan alat pertanian lainnya [1], [2]. Saat ini dalam melakukan transaksi penjualan CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur sudah menggunakan komputer untuk memproses data transaksi penjualan yang ada, namun data transaksi penjualan tersebut hanya berfungsi sebagai arsip perusahaan saja dan tidak dapat dimanfaatkan untuk pengembangan strategi pemasaran dan penjualan produk [3].

Dalam hal ini untuk mengetahui minat konsumen dalam membeli barang masih dengan cara yang konvensional karena CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur belum menemukan pola-pola pembelian yang dilakukan oleh konsumen. Perlunya memprediksi hasil penjualan barang berdasarkan data transaksi sebelumnya bisa digunakan untuk mengetahui minat konsumen terhadap barang yang paling di minati, sehingga jumlah persediaan barang bisa memenuhi permintaan konsumen. Berdasarkan masalah diatas, maka diperlukan suatu teknik *data mining* yang berguna untuk mengelompokan data barang berdasarkan kecenderungan yang muncul bersamaan dalam suatu transaksi dengan menggunakan algoritma apriori.

Algoritma Apriori dapat menghasilkan informasi berupa prediksi penjualan barang yang berfungsi untuk membentuk kandidat kombinasi *item*, lalu diuji apakah kombinasi tersebut memenuhi parameter minimum *support* dan minimum *confidence* yang merupakan nilai yang diberikan oleh pengguna, kemudian mendapatkan asosiasi *item* untuk dapat mengatur dan merancang tata letak penempatan barang yang kemungkinan besar di beli oleh konsumen secara bersamaan yang tujuannya adalah untuk memberikan pelayanan agar konsumen merasa nyaman dan tidak merasa kesulitan untuk mendapatkan produk yang mereka beli secara bersamaan dan memaksimalkan penjualan.

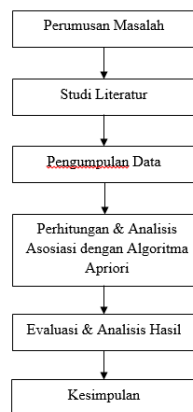
Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah Untuk menganalisis data transaksi penjualan yang hasilnya nanti akan digunakan untuk pengaturan tata letak barang pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur dan menerapkan algoritma apriori dalam menentukan kombinasi antar *itemset* untuk membantu memprediksi persediaan produk selanjutnya pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2. Metodologi

2.1 Kerangka Kerja Penelitian

Untuk membantu dalam penyusunan penelitian ini, maka perlu adanya susunan kerangka kerja penelitian yang jelas tahapan-tahapannya selama mengerjakan penelitian. Kerangka kerja penelitian dibuat agar mempermudah pencapaian hasil penelitian, dapat menyelesaikan penelitian tepat waktu dan penelitian dapat berjalan sesuai dengan yang diharapkan. Adapun kerangka kerja penelitian yang akan digunakan sebagai berikut :



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian Penerapan Algoritma Apriori Untuk Menghitung Asosiasi Item Pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur

1. Perumusan Masalah

Dalam tahapan ini, penulis mengidentifikasi masalah dan kendala yang ada pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur yaitu belum menemukan pola-pola pembelian terhadap barang-barang yang paling banyak diminati oleh konsumen. Tahapan identifikasi masalah ini merupakan tahapan yang paling penting dalam penelitian, karena alur penelitian akan diatur jalannya oleh perumusan masalah yang jelas dan terarah, sehingga peneliti tidak kehilangan arah dalam melakukan penelitian, sehingga dapat mempermudah langkah selanjutnya dalam memberikan solusi yang tepat bagi CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur untuk mengatur penempatan barang dan menghemat waktu dalam proses transaksi penjualan.

2. Studi Literatur

Dalam tahap ini yang dilakukan penulis yaitu kajian pustaka. Dalam tahap ini penulis mengumpulkan data dengan mempelajari masalah yang berhubungan dengan objek yang diteliti serta banyak membaca literatur yang berhubungan dengan *data mining*, *Association Rule*, Algoritma Apriori. Maka sumber literatur banyak di dapatkan dari buku, *paper* atau jurnal, karya ilmiah, dan situs-situs penunjang, seperti contoh, disini penulis mengambil literatur dari buku “Algoritma Data Mining” oleh Kusriani dan Emah Taufiq Lutfi sebagai salah satu bahan referensi atau sumber literatur untuk membantu dalam penulisan dan melengkapi data yang diperlukan dalam penelitian.

Dalam kegiatan ini kami mempelajari Data Mining. *Data Mining* adalah proses yang mempekerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis [2], [4]–[6]. *Data Mining* adalah proses yang memakai teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan berkaitan dari berbagai *database* besar.

3. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, penulis melakukan pengumpulan data untuk mendapatkan data dan informasi pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur. Sebagai bahan pendukung yang sangat berguna bagi penulis untuk mencari atau mengumpulkan data yang diperlukan dalam penelitian ini, penulis menggunakan dua jenis data yaitu data primer dan data sekunder, maka teknik pengumpulan data yang digunakan adalah sebagai berikut :

1. Pengamatan Langsung (*Observation*)

Penelitian dengan metode observasi dilakukan dengan cara pengamatan langsung terhadap objek atau tempat yang akan diteliti dengan tujuan untuk mengetahui secara langsung bagaimana proses transaksi penjualan dan penempatan barang pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur yang sedang berjalan.

2. Wawancara (*Interview*)

Metode ini dilakukan dengan cara melakukan wawancara secara langsung dengan Ibu Relli selaku pemilik CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur dengan tujuan untuk mendapatkan informasi-informasi lisan dan keterangan-keterangan yang akurat, dapat dipercaya dan bertanggung jawab atas kebenaran fakta mengenai hal-hal yang berkaitan proses transaksi penjualan dan penempatan barang pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur.

4. Perhitungan dan Analisis Asosiasi dengan Algoritma Apriori

Dalam tahapan ini penulis melakukan pengolahan data transaksi penjualan pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur menggunakan metode algoritma apriori dengan membentuk pola yang terdiri dari dua tahapan, yang pertama mencari *frequentitemset* (himpunan item yang memenuhi nilai minimum *support*) dan yang kedua membentuk pola asosiasi dari *frequentitemset* yang telah didapat dengan menggunakan nilai *confidence*.

Berikut ini merupakan langkah analisis asosiasi yang dilakukan.

Analisis asosiasi adalah suatu proses untuk menemukan semua aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *support* (*minimum support*) dan syarat minimum untuk *confidence* (*minimum confidence*).

Metodologi dasar analisis asosiasi terbagi menjadi dua tahap :

a. 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 [7]–[10] :

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah transaksi mengandung } A}{\text{Total Transaksi}} \times 100\%$$

Sementara itu, nilai *support* dari 2 *item* diperoleh dari rumus 2 berikut :

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

$$\text{Support}(A, B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi}}$$

b. Pembentukan Aturan Asosiasi

Setelah semua pola frekuensi tinggi ditemukan, barulah dicari aturan asosiasi yang memenuhi syarat minimum untuk *confidence* dengan menghitung *confidence* aturan asosiatif $A \rightarrow B$. Nilai *confidence* dari aturan $A \rightarrow B$ diperoleh dari rumus berikut [11]–[13]:

$$P(A|B) = \frac{\sum \text{Transaksi mengandung } A \text{ dan } B}{\sum \text{Transaksi mengandung } B} \times 100\%$$

5. Evaluasi dan Analisis Hasil

Pada tahapan ini penulis menganalisis hasil dari pengolahan data transaksi penjualan yang telah dilakukan dengan menggunakan metode algoritma apriori. Hasil yang didapat bisa digunakan untuk penempatan barang pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur dengan melihat nilai minimum *support* dan nilai minimum *confidence*.

6. Pembuatan Laporan

Setelah melakukan serangkaian tahapan di atas, penulis melakukan pembuatan laporan yang disusun berdasarkan hasil penelitian dengan menggunakan teknik pengumpulan data primer dan data sekunder, sehingga menjadi laporan penelitian yang sesuai dengan analisis yang sedang diteliti.

2.2 Langkah-Langkah Pengolahan Data

Pada penelitian ini penulis mengolah data menggunakan metode algoritma apriori, ada pun langkah-langkahnya adalah sebagai berikut :

1. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)

Pembersihan data merupakan proses menghilangkan *noise* dan data yang tidak konsisten atau tidak relevan seperti data penjualan yang tidak lengkap, data penjualan yang memiliki jenis item yang sama, terdapat kesalahan pengetikan dan lain sebagainya. Setelah dilakukan proses pembersihan data transaksi penjualan atribut-attribut yang tersisa adalah nomor transaksi dan nama barang.

2. Integrasi Data (*Data Integration*)

Pada tahapan ini data yang terpisah menjadi beberapa bagian digabungkan menjadi satu data baru. Pada penelitian ini, data yang penulis olah dibagi menjadi dua bagian, yaitu data transaksi bulan Maret 2018 dan data transaksi bulan April 2018 sehingga kedua data tersebut harus diintegrasikan menjadi satu data baru.

3. Seleksi Data (*Data Selection*)

Setelah data diintegrasikan, selanjutnya adalah menyeleksi data yang akan digunakan karena tidak semua data yang ada di dalam *database* digunakan untuk proses pengolahan data, seperti tanggal transaksi, kode barang, jumlah barang, harga perbarang, harga subtotal barang, total harga pembelian yang tidak lagi diperlukan pada saat pengolahan data sehingga dapat dihapus.

4. Transformasi Data (*Data Transformation*)

Setelah menyeleksi data yang akan digunakan, kemudian data diubah ke dalam *format* yang sesuai untuk diproses dalam *data mining*. Pada tahapan ini, setelah data diolah di *Microsoft Excel*, langkah selanjutnya adalah mengubah *format* data menjadi data yang dapat dibaca oleh *tools* Weka. *Format* data yang penulis gunakan pada *tools* Weka adalah format ARRF.

5. Proses *Mining*

Setelah data selesai diubah ke dalam *format* ARRF, selanjutnya dilakukan proses *mining* dengan *tools* Weka menggunakan metode apriori untuk mendapatkan informasi dari data penjualan tersebut.

6. Evaluasi Pola (*Pattern Evaluation*)

Setelah melakukan proses *mining*, selanjutnya melakukan evaluasi terhadap hasil yang didapatkan. Apakah memang terdapat pola-pola yang menunjukkan kombinasi antar *item* yang sering dibeli oleh konsumen, jika tidak ada, maka dapat dilakukan perbaikan atau mencoba dengan metode *data mining* lain yang lebih sesuai untuk penelitian ke depannya.

7. Presentasi Pengetahuan (*Knowledge Presentation*)

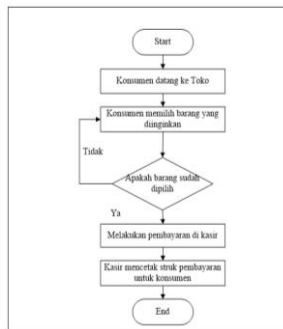
Langkah terakhir adalah menyajikan metode yang digunakan dan hasil yang didapat dari proses *mining* ke dalam bentuk yang dapat dimengerti oleh pembaca sehingga pembaca dapat mengambil keputusan dari hasil *mining* yang didapat.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Analisis Sistem yang Sedang Berjalan

Analisis sistem yang sedang berjalan ditujukan untuk melihat dan menguraikan permasalahan – permasalahan yang ada pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur. Langkah ini diperlukan untuk mengetahui kelemahan dari sistem yang sedang berjalan. Pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur transaksi penjualan yang terjadi setiap harinya mengalami peningkatan dan menyebabkan penyimpanan data transaksi penjualan tersebut menjadi sangat besar. Biasanya data-data penjualan tersebut hanya disimpan di dalam *database* saja tanpa dimanfaatkan dengan baik. Padahal jika data-data penjualan tersebut diolah akan menghasilkan sebuah informasi berupa pola-pola pembelian yang nantinya sangat bermanfaat bagi CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur. Sejah ini CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur belum memanfaatkan data-data transaksi penjualan yang ada di *database* sebagai bahan penelitian *data mining* yang nantinya dapat membantu dalam pengambilan keputusan untuk meningkatkan stok produk penjualan dan menentukan strategi penempatan barang.

Adapun untuk menjelaskan proses bisnis ini lebih jelas tentang penjualan yang sedang berjalan, maka akan digambarkan *flowmapnya* sebagai alur proses bisnisnya sebagai berikut:



Gambar 2. Flowmap Analisis Penjualan Yang Sedang Berjalan

3.2 Solusi Pemecahan Masalah

Berdasarkan dari uraian analisis sistem yang sedang berjalan diatas, maka penulis melakukan penelitian terhadap CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur ini guna memberikan solusi dari permasalahan yang ada dengan menggunakan teknik *data mining* yaitu *Association*. Data yang akan digunakan untuk diolah pada penelitian ini adalah data transaksi penjualan pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur. Sehingga nantinya hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu pihak CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur untuk menghasilkan sebuah informasi yang berguna bagi pemilik perusahaan, informasi tersebut berupa kelompok *item-item* yang saling berhubungan dan *item-item* yang paling banyak dibeli oleh konsumen secara bersamaan sehingga pemilik bisa menentukan kombinasi antar *itemset* untuk membantu meningkatkan strategi penempatan barang dan memprediksi persediaan produk selanjutnya.

Berdasarkan analisa sistem yang berjalan, maka penulis melakukan analisis terhadap data transaksi penjualan untuk mengetahui barang yang saling berhubungan. Hasil dari penelitian ini berupa *rules* dari *item-set* yang ada, kemudian *rules* tersebut dapat digunakan pihak Murni Baru Furniture untuk pengambilan keputusan untuk meningkatkan penjualan dan promosi barang.

Tabel 1. Tabel Tabular

Transaksi	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
3	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	1	0	1
4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
5	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
6	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
7	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
9	1	0	1	1	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0
10	1	1	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0
Σ	7	4	6	3	5	2	2	3	2	3	4	2	3	3

Dari tabel tersebut terdapat angka 0 dan 1. Angka 0 menunjukkan bahwa tidak adanya sebuah *item* pada data transaksi tersebut, sedangkan angka 1 menunjukkan bahwa *item* tersebut ada pada data transaksi tersebut.

Langkah selanjutnya menentukan Φ . Penulis menentukan $\Phi = 3$, maka kita dapat menentukan frekuensi *itemset*. Dari tabel di atas diketahui total Φ untuk transaksi $k = 1$ ada 10 *item*. Maka :

$$F_1 = \{\{A\}, \{B\}, \{C\}, \{D\}, \{E\}, \{H\}, \{J\}, \{K\}, \{M\}, \{N\}\}$$

Untuk $k = 2$ (2 unsur), diperlukan tabel untuk tiap-tiap pasang *item*. Himpunan yang mungkin terbentuk adalah : {A,B}, {A,C}, {A,D}, {A,E}, {A,H}, {A,J}, {A,K}, {A,M}, {A,N}, {B,C}, {B,D}, {B,E}, {B,H}, {B,J}, {B,K}, {B,M}, {B,N}, {C,D}, {C,E}, {C,H}, {C,J}, {C,K}, {C,M}, {C,N}, {D,E}, {D,H}, {D,J}, {D,K}, {D,M}, {D,N}, {E,H}, {E,J}, {E,K}, {E,M}, {E,N}, {H,J}, {H,K}, {H,M}, {H,N}, {J,K}, {J,M}, {J,N}, {K,M}, {K,N}, {M,N}. Tabel-tabel untuk calon 2 *itemset* :

Tabel 2. Tabel Untuk Calon 2 Itemset

Untuk \sum *item* yang dibeli sekaligus pada if buy A then buy B, ada 3 transaksi. Jumlah seluruh transaksi adalah 10, sehingga *support*-nya adalah :

$$SUPPORT = \frac{3}{10} \times 100\% = 30\%$$

Untuk \sum *item* yang dibeli sekaligus pada if buy A then buy B ada 3 transaksi, sedangkan jumlah transaksi yang membeli A adalah 7 transaksi, sehingga *confidence*-nya adalah

$$CONFIDENCE = \frac{3}{7} \times 100\% = 42,85\%$$

Tabel 3. Tabel Support dan Confidence

Aturan	Support	Confidence
If buy A then buy B	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,8\%$
If buy B then buy A	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/4) \times 100\% = 75\%$

Aturan	Support	Confidence
If buy A then buy C	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/7) \times 100\% = 57\%$
If buy C then buy A	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/6) \times 100\% = 66,6\%$
If buy A then buy D	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,8\%$
If buy D then buy A	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/3) \times 100\% = 100\%$
If buy A then buy E	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/7) \times 100\% = 57\%$
If buy E then buy A	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/5) \times 100\% = 80\%$
If buy A then buy H	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,8\%$
If buy H then buy A	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/3) \times 100\% = 100\%$
If buy A then buy J	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,8\%$
If buy J then buy A	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/3) \times 100\% = 100\%$
If buy A then buy K	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/7) \times 100\% = 57\%$
If buy K then buy A	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/4) \times 100\% = 100\%$
If buy C then buy E	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/6) \times 100\% = 66,6\%$
If buy E then buy C	$(4/10) \times 100\% = 40\%$	$(4/5) \times 100\% = 80\%$
If buy D then buy E	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/3) \times 100\% = 100\%$
If buy E then buy D	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/4) \times 100\% = 75\%$
if buy A and B then buy C	$(1/10) \times 100\% = 10\%$	$(1/6) \times 100\% = 16,66\%$
if buy A and C then buy B	$(1/10) \times 100\% = 10\%$	$(1/4) \times 100\% = 25\%$
if buy B and C then buy A	$(1/10) \times 100\% = 10\%$	$(1/7) \times 100\% = 14,28\%$
if buy A and D then buy E	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/5) \times 100\% = 60\%$
if buy A and E then buy D	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/3) \times 100\% = 100\%$
if buy D and E then buy A	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,8\%$
if buy A and H then buy J	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/3) \times 100\% = 100\%$
if buy A and J then buy H	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/3) \times 100\% = 100\%$
if buy H and J then buy A	$(3/10) \times 100\% = 30\%$	$(3/7) \times 100\% = 42,8\%$
if buy A and K then buy E	$(1/10) \times 100\% = 10\%$	$(1/5) \times 100\% = 20\%$
if buy A and E then buy K	$(1/10) \times 100\% = 10\%$	$(1/4) \times 100\% = 25\%$
if buy K and E then buy A	$(1/10) \times 100\% = 10\%$	$(1/7) \times 100\% = 14,2\%$
if buy A and K then buy C	$(2/10) \times 100\% = 20\%$	$(2/6) \times 100\% = 33,3\%$
if buy A and C then buy K	$(2/10) \times 100\% = 20\%$	$(2/4) \times 100\% = 50\%$

Aturan	Support	Confidence
if buy Kand C then buy A	$(2/10) \times 100\% = 20\%$	$(2/7) \times 100\% = 28,5\%$
if buy Cand D then buy E	$(2/10) \times 100\% = 20\%$	$(2/5) \times 100\% = 40\%$
if buy Cand E then buy D	$(2/10) \times 100\% = 20\%$	$(2/3) \times 100\% = 66,6\%$
if buy Dand E then buy C	$(2/10) \times 100\% = 20\%$	$(2/6) \times 100\% = 33,3\%$

Setelah didapat *support* dan *confidence* untuk masing-masing kandidat, lakukan perkalian antara *support* dan *confidence*, dimana *confidence*-nya diambil 75% ke atas, sehingga di dapat tabel sebagai berikut :

Tabel 4. Tabel Rule Hasil Simulasi Perhitungan Asosiasi

Aturan	Support	Confidence	Support x Confidence
If buy Gramatop then buy Curacron	30%	75%	0,225
If buy Decis then buy Curacron	30%	100%	0,3
If buy Round Up then buy Curacron	40%	80%	0,32
If buy Azteca then buy Curacron	30%	100%	0,3
If buy Yaramila then buy Curacron	30%	100%	0,3
If buy EM-4 then buy Curacron	40%	100%	0,4
If buy Round Up then buy Gramoxone	40%	80%	0,32
If buy Decis then buy Round Up	30%	100%	0,3
If buy Round Up then buy Decis	30%	75%	0,225
If buy Curacronand Round Up then buy Decis	30%	100%	0,3
If buy Curacron and Azteca then buy Ground Up Evo	30%	100%	0,3
If buy Curacron and Ground Up Evo then buy Azteca	30%	100%	0,3

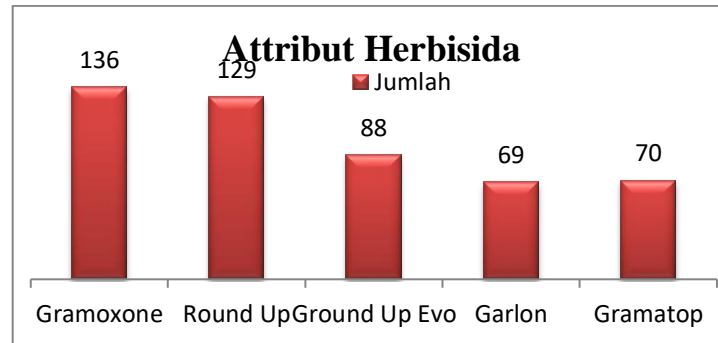
Tabel 5. Tabel Rule Dengan Nilai Support dan Confidence Tertinggi

Aturan	Support	Confidence	Support x Confidence
If buy EM-4 then buy Curacron	40%	100%	0,4

Setelah didapat hasil perkalian antara *support* dan *confidence*, pilihlah yang hasil perkaliannya paling besar. Hasil paling besar dari perkalian tersebut merupakan *rule* tertinggi yang dipakai pada saat menjual. Karena hasil perkalian dari ke-15 penjualan di tabel 4.10 bernilai tidak sama, maka yang bisa dijadikan sebagai *rule* tertinggi adalah dari kategori pupuk yaitu EM-4 dan dari kategori insektisida adalah Curacron dengan *support* 40% dan *confidence* 100%. Jadi, berdasarkan tabel diatas, merk produk pertanian yang paling banyak terjual adalah EM-4 dan Curacron, dengan diketahuinya produk yang paling banyak terjual tersebut, CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur dapat menyusun strategi pemasaran untuk memasarkan produk dengan merk lain dengan meneliti apa kelebihan produk yang paling banyak terjual tersebut dengan produk lainnya dan dapat menambah persediaan stok EM-4 dan Curacron.

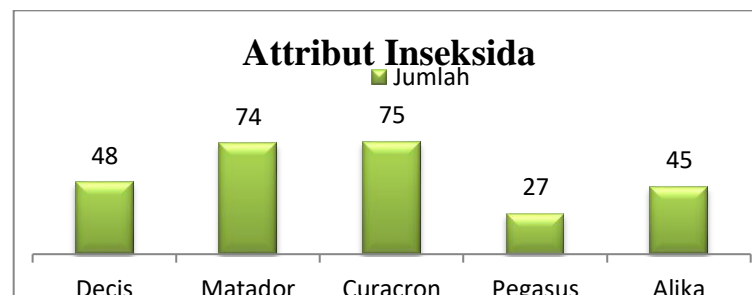
3.3 Hasil Analisis dan Visualisasi

1. Analisis Perbandingan



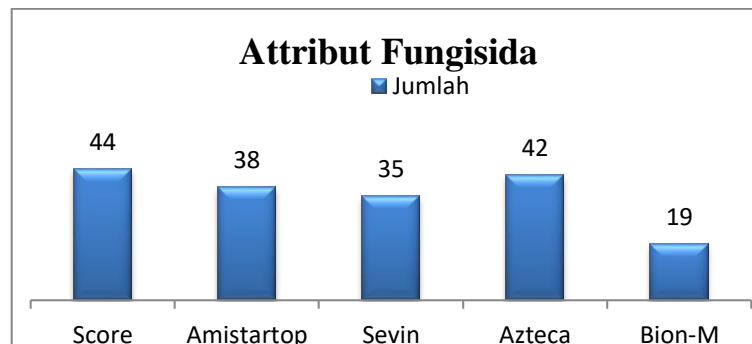
Gambar 3. Perbandingan Data Atribut Herbisida

Dari gambar di atas terdapat grafik perbandingan data atribut Herbisida. Gramoxone dengan jumlah 136 data transaksi, Round Up dengan jumlah 129 data transaksi, Ground Up Evo dengan jumlah 88 data transaksi, Garlon dengan jumlah 69 data transaksi, Gramatop dengan jumlah 70 data transaksi. Maka dengan jumlah terbanyak yaitu Gramoxone.



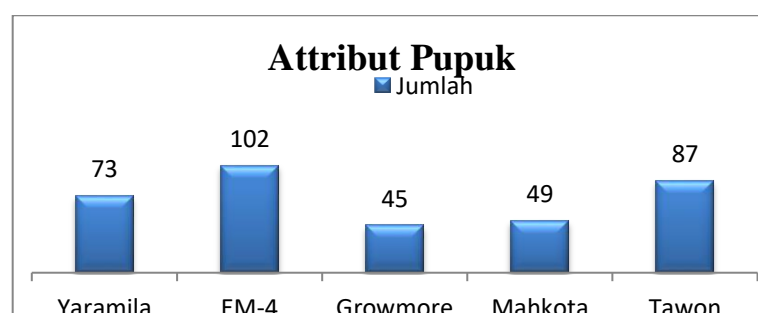
Gambar 4. Perbandingan Data Atribut Inseksida

Dari gambar di atas terdapat grafik perbandingan data atribut inseksida. Decis dengan jumlah 48 data transaksi, Matador dengan jumlah 74 data transaksi, Curacron dengan jumlah 75 data transaksi, Pegasus dengan jumlah 27 data transaksi, Alika dengan jumlah 45 data transaksi. Maka dengan jumlah terbanyak yaitu Curacron



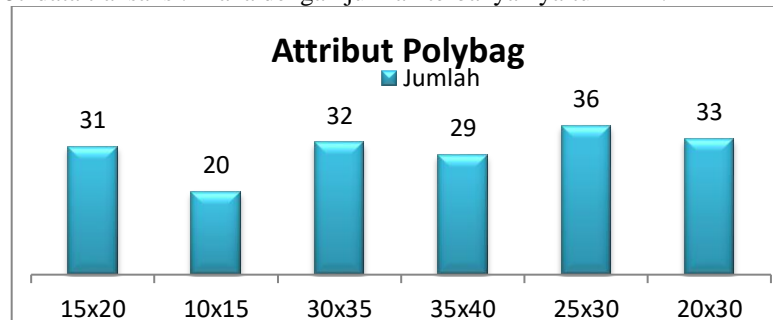
Gambar 5. Perbandingan Data Atribut Fungisida

Dari gambar di atas terdapat grafik perbandingan data atribut fungisida. Score dengan jumlah 44 data transaksi, Amistartop dengan jumlah 38 data transaksi, Sevin dengan jumlah 35 data transaksi, Azteca dengan jumlah 42 data transaksi, Bion-M dengan jumlah 19 data transaksi. Maka dengan jumlah terbanyak yaitu Score.



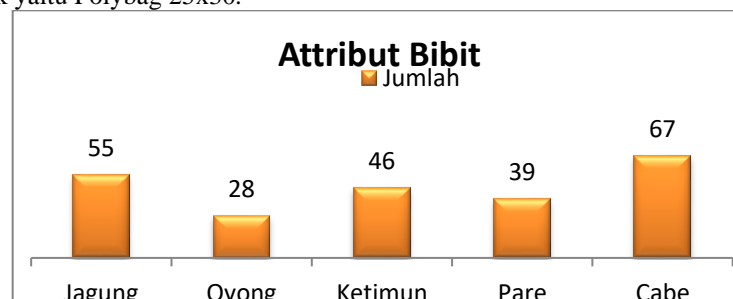
Gambar 6. Perbandingan Data Atribut Pupuk

Dari gambar di atas terdapat grafik perbandingan data atribut pupuk. Yaramila dengan jumlah 73 data transaksi, EM-4 dengan jumlah 102 data transaksi, Growmore dengan jumlah 45 data transaksi, Mahkota dengan jumlah 49 data transaksi, Tawon dengan jumlah 87 data transaksi. Maka dengan jumlah terbanyak yaitu EM-4.



Gambar 7. Perbandingan Data Atribut Polybag

Dari gambar di atas terdapat grafik perbandingan data Atribut Polybag. Polybag 15x20 dengan jumlah 31 data transaksi, Polybag 10x15 dengan jumlah 20 data transaksi, polybag 30x35 dengan jumlah 32 data transaksi, Polybag 35x40 jumlah 29, Polybag 25x30 dengan jumlah 36 data transaksi, Polybag 20x30 dengan jumlah 33 data transaksi. Maka dengan jumlah terbanyak yaitu Polybag 25x30.

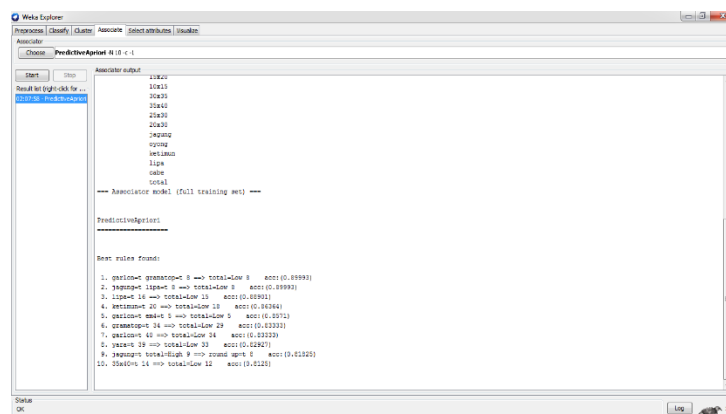


Gambar 8. Perbandingan Data Atribut Bibit

Dari gambar di atas terdapat grafik perbandingan data Atribut Bibit. Bibit Jagung dengan jumlah 55 data transaksi, Bibit Oyong dengan jumlah 28 data transaksi, Bibit Ketimun dengan jumlah 46 data transaksi, Bibit Paredengan jumlah 39 data transaksi, Bibit Cabe dengan jumlah 67 data transaksi. Maka dengan jumlah terbanyak yaitu Bibit Cabe.

2. Hasil Analisis Asosiasi Dengan Tools WEKA

a. Hasil Analisis Asosiasi Dengan Tools Weka Periode Maret 2018



Gambar 9. Analisis Asosiasi Periode Maret 2018

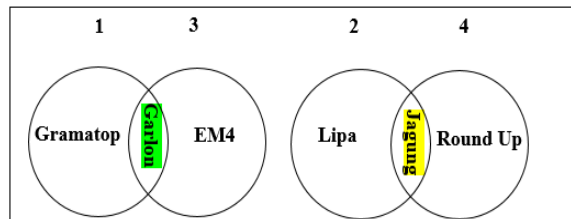
Gambar diatas merupakan hasil analisis asosiasi menggunakan metode *predictive* apriori periode Maret 2018, dari analisis tersebut penulis hanya mengambil 10 *samplerule* terbaik, yaitu :

1. garlon=t gramatop=t 8 ==> total=Low 8 acc:(0.89993)
2. jagung=t lipa=t 8 ==> total=Low 8 acc:(0.89993)
3. lipa=t 16 ==> total=Low 15 acc:(0.88901)
4. ketimun=t 20 ==> total=Low 18 acc:(0.86364)
5. garlon=t em4=t 5 ==> total=Low 5 acc:(0.8571)
6. gramatop=t 34 ==> total=Low 29 acc:(0.83333)
7. garlon=t 40 ==> total=Low 34 acc:(0.83333)
8. yara=t 39 ==> total=Low 33 acc:(0.82927)

9. jagung=t total=High 9 ==> round up=t 8 acc:(0.81825)
10. 35x40=t 14 ==> total=Low 12 acc:(0.8125)

Dari 10 rule diatas penulis melakukan penyeleksian lagi, penulis hanya menyeleksi rule yang memiliki 2 itemset dan 3 itemset saja. Berikut hasil rule yang sudah diseleksi :

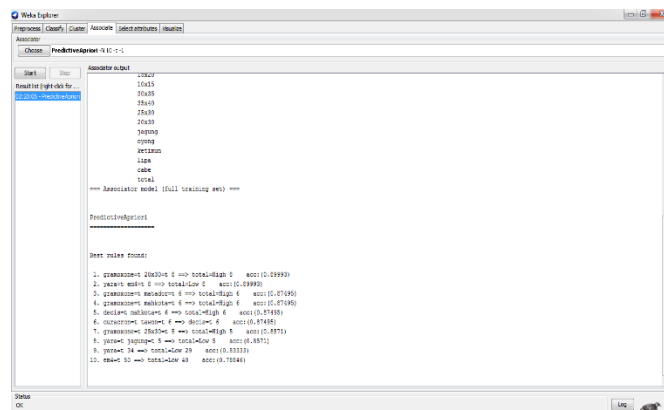
1. garlon=t gramatop=t 8 ==> total=Low 8 acc:(0.89993)
2. jagung=t lipa=t 8 ==> total=Low 8 acc:(0.89993)
3. garlon=t em4=t 5 ==> total=Low 5 acc:(0.8571)
4. jagung=t total=High 9 ==> round up=t 8 acc:(0.81825)



Gambar 10. Hasil Analisis Asosiasi Item Yang Saling Berhubungan Periode Maret 2018

Gambar diatas merupakan grafik persentasi perbandingan hasil rule yang terjadi bersamaanpada Periode Maret 2018. Maka rule yang terjadi bersamaan dengan jumlah terbanyak yaitu Garlon dan Jagung.

b. Hasil Analisis Asosiasi Dengan Tools Weka Periode April 2018



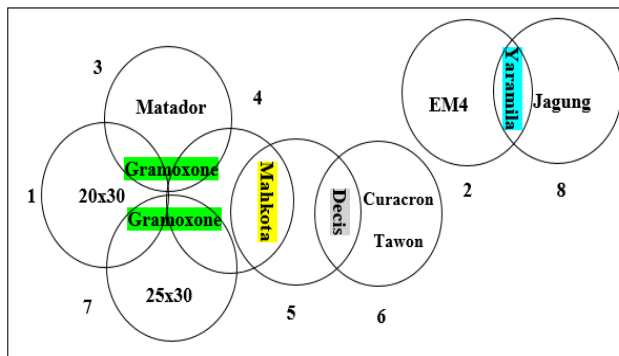
Gambar 11. Analisis Asosiasi Periode April 2018

Gambar diatas merupakan hasil analisis asosiasi menggunakan metode *predictive apriori* periode April 2018, dari analisis tersebut penulis hanya mengambil 10 samplerule terbaik, yaitu :

1. gramoxone=t 20x30=t 8 ==> total=High 8 acc:(0.89993)
2. yara=t em4=t 8 ==> total=Low 8 acc:(0.89993)
3. gramoxone=t matador=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
4. gramoxone=t mahkota=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
5. decis=t mahkota=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
6. curacron=t tawon=t 6 ==> decis=t 6 acc:(0.87495)
7. gramoxone=t 25x30=t 5 ==> total=High 5 acc:(0.8571)
8. yara=t jagung=t 5 ==> total=Low 5 acc:(0.8571)
9. yara=t 34 ==> total=Low 29 acc:(0.83333)
10. em4=t 50 ==> total=Low 40 acc:(0.78846)

Dari 10 rule diatas penulis melakukan penyeleksian lagi, penulis hanya menyeleksi rule yang memiliki 2 itemset dan 3 itemset saja. Berikut hasil rule yang sudah diseleksi :

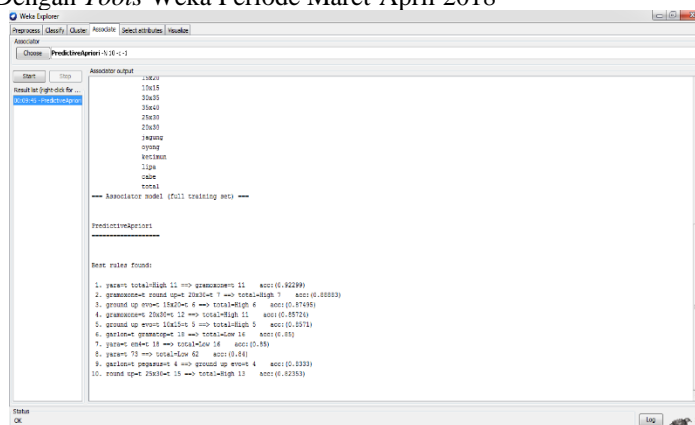
1. gramoxone=t 20x30=t 8 ==> total=High 8 acc:(0.89993)
2. yara=t em4=t 8 ==> total=Low 8 acc:(0.89993)
3. gramoxone=t matador=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
4. gramoxone=t mahkota=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
5. decis=t mahkota=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
6. curacron=t tawon=t 6 ==> decis=t 6 acc:(0.87495)
7. gramoxone=t 25x30=t 5 ==> total=High 5 acc:(0.8571)
8. yara=t jagung=t 5 ==> total=Low 5 acc:(0.8571)



Gambar 12. Hasil Analisis Asosiasi Item Yang Saling Berhubungan Periode April 2018

Gambar diatas merupakan grafik persentasi perbandingan hasil *rule* yang terjadi bersamaanpada Periode April 2018. Maka *rule* yang terjadi bersamaan dengan jumlah terbanyak yaitu Gramoxone.

c. Hasil Analisis Asosiasi Dengan *Tools Weka* Periode Maret-April 2018



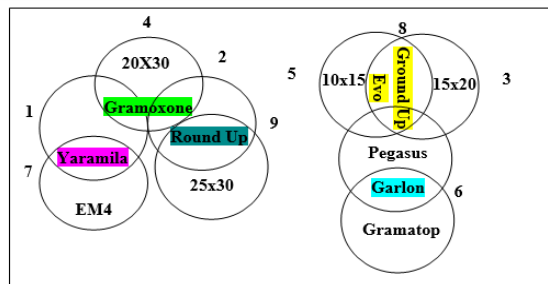
Gambar 13. Analisis Asosiasi Periode Maret-April 2018

Gambar diatas merupakan hasil analisis asosiasi menggunakan metode *predictive* apriori periode Maret-April 2018, dari analisis tersebut penulis hanya mengambil 10 *samplerule* terbaik, yaitu :

1. yara=t total=High 11 ==> gramoxone=t 11 acc:(0.92299)
2. gramoxone=t round up=t 20x30=t 7 ==> total=High 7 acc:(0.88883)
3. ground up evo=t 15x20=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
4. gramoxone=t 20x30=t 12 ==> total=High 11 acc:(0.85724)
5. ground up evo=t 10x15=t 5 ==> total=High 5 acc:(0.8571)
6. garlon=t gramatop=t 18 ==> total=Low 16 acc:(0.85)
7. yara=t em4=t 18 ==> total=Low 16 acc:(0.85)
8. yara=t 73 ==> total=Low 62 acc:(0.84)
9. garlon=t pegasus=t 4 ==> ground up evo=t 4 acc:(0.8333)
10. round up=t 25x30=t 15 ==> total=High 13 acc:(0.82353)

Dari 10 *rule* diatas penulis melakukan penyeleksian lagi, penulis hanya menyeleksi *rule* yang memiliki 2 *itemset* dan 3 *itemset* saja. Berikut hasil *rule* yang sudah diseleksi :

1. yara=t total=High 11 ==> gramoxone=t 11 acc:(0.92299)
2. gramoxone=t round up=t 20x30=t 7 ==> total=High 7 acc:(0.88883)
3. ground up evo=t 15x20=t 6 ==> total=High 6 acc:(0.87495)
4. gramoxone=t 20x30=t 12 ==> total=High 11 acc:(0.85724)
5. ground up evo=t 10x15=t 5 ==> total=High 5 acc:(0.8571)
6. garlon=t gramatop=t 18 ==> total=Low 16 acc:(0.85)
7. yara=t em4=t 18 ==> total=Low 16 acc:(0.85)
8. garlon=t pegasus=t 4 ==> ground up evo=t 4 acc:(0.8333)
9. round up=t 25x30=t 15 ==> total=High 13 acc:(0.82353)



Gambar 14. Hasil Analisis Asosiasi Item Yang Saling Berhubungan Periode Gabungan Maret-April 2018

Gambar diatas merupakan grafik persentasi perbandingan hasil *rule* yang terjadi bersamaanpada Periode Gabungan Maret-April 2018. Maka *rule* yang terjadi bersamaan dengan jumlah terbanyak yaitu Gramoxone dan Ground Up Evo.

3. Analisis Hasil Perbandingan Asosiasi *Item* Pada Cv. Sumber Tani Maju Jaya Makmur Dengan Algoritma Apriori
 Setelah dilakukan analisis asosiasi dengan menggunakan *tools* WEKA, maka didapatkan hasil yang berbeda-beda tiap periode. Perbandingan hasil analisis dapat dilihat pada grafik di bawah ini :

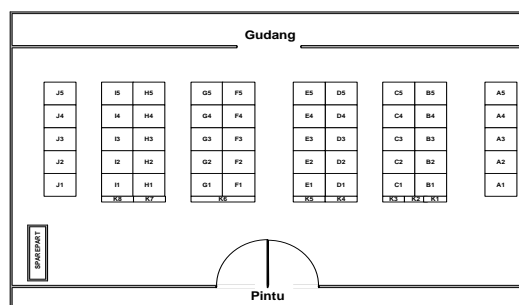
Tabel 6. Perbandingan Data Transaksi Penjualan

DATA PERBANDINGAN TRANSAKSI PENJUALAN			
Parameter	Gabungan Maret-April	Maret	April
Rule	Yaramila Gramoxone	Garlon Gramatop Jagung Lipa	Gramoxone 20x30 Yaramila EM4
Instances	400	200	200
Acc	0,92299	0,89993	0,89993
Jumlah Item	Yaramila = 73 Gramoxone = 136	Garlon = 40 Gramatop = 34 Jagung = 31 Lipa = 16	Gramoxone = 56 20x30 = 17 Yaramila = 34 EM4 = 50

Tabel di atas merupakan perbandingan data transaksi penjualan perperiode. Periode Gabungan Maret dan April 2018 terdapat 1*rule* dengan nilai akurasi tertinggi yaitu Yaramila dengan jumlah *item*73 dan Gramoxone dengan jumlah *item* 136 dengan jumlah 31 atribut dari *instances* 400 data transaksi penjualan. Periode gabungan Maret dan April 2018 memiliki akurasi tertinggi sebesar0,92299. Periode Maret 2018 terdapat 2*rule* dengan nilai akurasi tertinggi yaitu Garlon dengan jumlah *item*40 dan Gramatop dengan jumlah *item*34serta Jagung dengan jumlah *item* 31 dan Lipa dengan jumlah *item* 16 dengan jumlah 31 atribut dari *instances* 200 data transaksi penjualan dan. Periode Maret 2018 memiliki akurasi tertinggi sebesar 0,89993. Periode April 2018 terdapat 2*rule* dengan nilai akurasi tertinggi yaitu Gramoxone dengan jumlah *item*56 dan 20x30 dengan jumlah *item* 17serta Yaramila dengan jumlah *item* 34 dan EM4 dengan jumlah *item* 50 dengan jumlah31 atribut dari *instances* 200 data transaksi penjualan. Periode April 2018 memiliki akurasi tertinggi sebesar 0,89993.

4. Penempatan Barang

Setelah didapat hasil analisis asosiasi *item* periode Maret-April 2018, maka penulis mendapatkan juga tata letak rak atau penempatan barang pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur. Adapun penempatan barang yang ada pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur sebagai berikut :



Gambar 15. Tata Letak Penempatan Barang pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur

Keterangan :

- Rak A : Produk Sprayer
- Rak B : Produk Herbisida
- Rak C : Produk Herbisida
- Rak D : Produk Inseksida
- Rak E : Produk Fungisida
- Rak F : Produk Pupuk
- Rak G: Produk Polybag
- Rak H: Produk Bibit
- Rak I: Produk Bibit
- Rak J: Produk Racun Serangga

Setelah itu langkah terakhir adalah menempatkan barang-barang yang didapat dari hasil analisis asosiasi *item* periode Maret-April 2018 ke dalam kategori rak yang telah disediakan. Adapun penempatan barang yang direkomendasikan oleh penulis sebagai berikut :

- Rak K1 : Gramatop
- Rak K2 : Garlon
- Rak K3 : Gramoxone
- Rak K4 : Yaramila
- Rak K5 : EM4
- Rak K6 : Polybag 20x30
- Rak K7 : Bibit Jagung
- Rak K8 : Bibit Lipa

Berikut ini merupakan hasil analisis asosiasi *item* dari Rak K1-K8 :

1. Jika konsumen membeli produk gramatop maka kemungkinan konsumen akan membeli produk garlon yang mempunyai nilai akurasi sebesar 89,993% yang artinya bahwa produk gramatop dan produk garlon adalah produk herbisida yang paling banyak dibeli oleh konsumen pada periode bulan Maret 2018.
2. Jika membeli produk bibit jagung maka kemungkinan konsumen akan membeli produk bibit lipa yang mempunyai nilai akurasi sebesar 89,993% yang artinya bahwa produk bibit jagung dan produk bibit lipa adalah produk bibit yang paling banyak dibeli oleh konsumen pada periode bulan Maret 2018.
3. Jika membeli produk gramoxone maka kemungkinan konsumen akan membeli produk polybag 20x30 yang mempunyai nilai akurasi sebesar 89,993% yang artinya bahwa produk gramoxone dan produk polybag 20x30 adalah produk herbisida dan polybag yang paling banyak dibeli oleh konsumen pada periode bulan April 2018.
4. Jika membeli produk yaramila maka kemungkinan konsumen akan membeli produk em4 yang mempunyai nilai akurasi sebesar 89,993% yang artinya bahwa produk yaramila dan produk em4 adalah produk pupuk yang paling banyak dibeli oleh konsumen pada periode bulan April 2018.
5. Jika membeli produk yaramila maka kemungkinan konsumen akan membeli produk gramoxone yang mempunyai nilai akurasi sebesar 92,299% yang artinya bahwa produk yaramila dan produk gramoxone adalah produk pupuk dan produk herbisida yang paling banyak dibeli oleh konsumen pada periode gabungan bulan Maret - April 2018.
 - a. Gunalan huruf kecil dan abjed untuk penomoran list.
 - b. Seting 5 mm untuk bagian kiri menjorok kedalam.
 - c. Jika lebih dari 1 level penomoran gunakan penomoran angka untuk list selanjutnya:
 1. Gunakan penomoran angka.
 2. Selanjutnya

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur maka penulis dapat mengambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Penerapan Algoritma Apriori dalam penelitian ini adalah untuk membantu CV. Sumber Tanu Maju Jaya Makmur mencari kombinasi *item* terbanyak berdasarkan data transaksi penjualan dan kemudian membentuk pola - pola asosiasi dari kombinasi *item* tersebut untuk mengetahui minat konsumen terhadap *item* yang paling sering dibeli.
2. Dengan perhitungan algoritma apriori dapat ditemukan informasi hubungan antar tiap produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh konsumen. Dengan adanya informasi tersebut pihak CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur dapat mengambil keputusan tentang penempatan letak produk -produk yang dibeli secara bersamaan dan juga dapat membuat gambaran stok barang untuk kedepannya.
3. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan pada CV. Sumber Tani Maju Jaya Makmur dapat dilihat asosiasi produk dengan nilai akurasi tertinggi Periode Gabungan Maret-April 2018 ada pada Yaramila → Gramoxone dengan nilai sebesar 92,299%, Periode Maret 2018 ada pada Garlon → Gramatop dan Jagung → Lipa dengan nilai sebesar 89,993%, dan Periode April 2018 ada pada Gramoxone → 20x30 dan Yaramila → EM4 dengan nilai sebesar 89,993% dengan diketahuinya asosiasi produk yang paling banyak terjual tersebut, perusahaan dapat menyusun strategi pemasaran untuk memasarkan produk dengan merek lain dengan meneliti dari apa kelebihan produk yang paling

banyak terjual tersebut dengan produk lainnya dan dapat menambah persediaan Gramatop, Garlon, Gramoxone, Yaramila, EM4, Polybag 20x30, Bibit Jagung, Bibit Lipa.

REFERENCES

- [1] H. Hendrawan, A. Haris, E. Rasywir, and Y. Pratama, “Diagnosis Penyakit Tanaman Karet dengan Metode Fuzzy Mamdani,” *J. Paradig. UBSI*, vol. 22, no. 2, pp. 132–138, 2020.
- [2] E. Rasywir, R. Sinaga, and Y. Pratama, “Evaluasi Pembangunan Sistem Pakar Penyakit Tanaman Sawit dengan Metode Deep Neural Network (DNN),” vol. 4, pp. 1206–1215, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2518.
- [3] Saparudin and E. Rasywir, “Pengenalan potensi anak melalui sidik jari menggunakan algoritma voting feature intervals 5 (vfi5) 1,” vol. I, no. I, pp. 25–30, 2012.
- [4] G. Qiang, W. Xinmin, D. Chao, and L. Chenguang, “Data preprocessing for prediction of recirculating water chemistry faults,” *ICCA SM 2010 - 2010 Int. Conf. Comput. Appl. Syst. Model. Proc.*, vol. 14, no. Iccasm, pp. 553–556, 2010, doi: 10.1109/ICCA SM.2010.5622170.
- [5] U. Rofiqoh, R. S. Perdana, and M. A. Fauzi, “Analisis Sentimen Tingkat Kepuasan Pengguna Penyedia Layanan Telekomunikasi Seluler Indonesia Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine dan Lexion Based Feature,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 1, no. 12, pp. 1725–1732, 2017, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/628>.
- [6] V. N. Sari, L. Y. Astri, and E. Rasywir, “Analisis Dan Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Evaluasi,” *J. Ilm. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 1, pp. 53–68, 2020.
- [7] A. Kamilaris and F. X. Prenafeta-Boldú, “Deep learning in agriculture: A survey,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 147, no. July 2017, pp. 70–90, 2018, doi: 10.1016/j.compag.2018.02.016.
- [8] N. K. Korada, “Implementation of Naive Bayesian Classifier and Ada-Boost Algorithm Using Maize Expert System,” *Int. J. Inf. Sci. Tech.*, vol. 2, no. 3, pp. 63–75, 2012, doi: 10.5121/ijist.2012.2305.
- [9] A. D. Egorov, A. N. Shtanko, and P. E. Minin, “Selection of Viola–Jones algorithm parameters for specific conditions,” *Bull. Lebedev Phys. Inst.*, vol. 42, no. 8, pp. 244–248, 2015, doi: 10.3103/s1068335615080060.
- [10] A. Alzu’bi, A. Amira, and N. Ramzan, “Content-based image retrieval with compact deep convolutional features,” *Neurocomputing*, vol. 249, pp. 95–105, 2017, doi: 10.1016/j.neucom.2017.03.072.
- [11] E. Gho, D. Z. Abidin, and E. Rasywir, “Analisis Dan Penerapan Data Mining Pada Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori Di Apotek Persijam,” *Tek. Inform. STIKOM Din. Bangsa*, pp. 56–64, 2013.
- [12] H. Bunyamin, Heriyanto, S. Novianti, and L. Sulistiani, “Topic clustering and classification on final project reports: A comparison of traditional and modern approaches,” *IAENG Int. J. Comput. Sci.*, vol. 46, no. 3, pp. 1–6, 2019.
- [13] T. Takiguchi, J. H. Lee, and S. Okamoto, “Collision avoidance algorithm using deep learning type artificial intelligence for a mobile robot,” *Lect. Notes Eng. Comput. Sci.*, vol. 2233, pp. 29–34, 2018.