

Analisa Data Profil Pelanggan Menggunakan Algoritma FP-Growth

Vivi Suryani^{1✉}, Sarjon Defit², Yuhandri Yunus³

^{1,2,3}Universitas Putra Indonesia YPTK Padang
vivisuryani560@gmail.com

Abstract

The number of bouquet orders is quite varied sometimes increased and decreased. The number of hikes certainly carries the goodness but the amount of decline certainly has an impact for Wawa Florist because it can not fulfill the number of bouquet order. The purpose of this research is to know how Data Mining techniques with Fp-Growth algorithm methods and designing the grouping of customer data of Wawa Florist with the FP-Growth algorithm method to obtain better and more effective analysis results. The result of the order data of the wreaths in Wawa Florish can be obtained which area information most booked wreaths, the most ordered bouquet of flowers are: D02 (Lubuk Buaya), D04 (Lubuk Minturun), D01 (Pariaman) and D03 (Lubuk Alung). These results are obtained based on the appearance of the itemset of the bouquet booking data. Meet minimum confidence 60%.

Keywords: FP-Growth, Data Mining, Weka Application, Customer Profile, Aturan Aasosiasi.

Abstrak

Jumlah pesanan karangan bunga cukup bervariasi terkadang mengalami kenaikan dan penurunan. Jumlah kenaikan tentunya membawa kebaikan namun jumlah penurunan tentunya membawa dampak bagi Wawa Florist karena tidak dapat memenuhi jumlah pesanan karangan bunga. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui bagaimana teknik Data Mining dengan metode Algoritma Fp-Growth dan merancang pengelompokan data pelanggan Wawa Florist dengan metode Algoritma FP-Growth untuk memperoleh hasil analisa yang lebih baik dan efektif. Hasil dari data pemesanan karangan bunga di Wawa Florish dapat diperoleh informasi daerah mana yang paling banyak memesan karangan bunga, yang paling banyak memesan karangan bunga yaitu : D02 (Lubuk Buaya), D04 (Lubuk Minturun), D01 (Pariaman) dan D03 (Lubuk Alung). Hasil ini didapatkan berdasarkan kemunculan itemset dari data pemesanan karangan bunga. memenuhi minimum confidence 60%.

Kata kunci: FP-Growth , Data Mining, Aplikasi weka, Profil Pelanggan, Aturan Asosiasi.

© 2020 JidT

1. Pendahuluan

Wawa Florish merupakan salah satu perusahaan karangan bunga yang sudah cukup lama berkembang dengan jumlah pesanan karangan bunga yang diterima setiap hari cukup banyak. Jumlah pesanan karangan bunga cukup bervariasi terkadang mengalami kenaikan dan penurunan. Jumlah kenaikan tentunya membawa kebaikan namun jumlah penurunan tentunya membawa dampak bagi Wawa Florist karena tidak dapat memenuhi jumlah pesanan karangan bunga.

Untuk itu diperlukan suatu penelitian guna mengetahui asal pelanggan tersebut, dengan metode Data Mining dapat diperoleh profil pelanggan yang tepat dan algoritma Fp-Growth. FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul dalam sebuah kumpulan data [1]. Dengan Algoritma Fp-Growth kita dapat menentukan aturan asosiasi dari basis data pesanan karangan bunga sehingga dapat digunakan sebagai pertimbangan dalam membuat

strategi promosi untuk memperkenalkan Wawa Florist kepada masyarakat.

Penelitian sebelumnya yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan tujuan untuk mengetahui pola pembelian konsumen pada masing – masing cabang, menginterpretasikan pola yang telah dihasilkan menjadi sebuah informasi, merancang bagaimana strategi dan sistem penjualan yang baik, menerapkan metode Data Mining dengan algoritma FP-Growth ke dalam aplikasi analisis pola pembelian konsumen, dan menguji pola yang telah diterapkan berhasil atau tidak. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan metode data mining dengan algoritma FP-Growth kedalam aplikasi untuk analisis pola pembelian konsumen sangat bermanfaat bagi perusahaan tersebut, karena TB-Damar akan mengetahui *spare part* mana yang banyak dibeli dan membantu dalam pemesanan spare part pada kantor pusat dan spare part yang memenuhi minimum support dan minimum confidence serta yang banyak terjual adalah screw valve adjusting, oil seal, battery assy, axle, gasket cylinder, dan cable clutch [2].

Penelitian lainnya yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan tujuan untuk Merekomendasi produk pada data retail penjualan produk kosmetik dengan menggunakan algoritma FP-Growth, sehingga dapat berguna bagi MT Shop Kelapa Gading dalam mengetahui hasil penjualan kosmetik terhadap pelanggan.. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa dengan melalui hasil pengujian yang dilakukan didapatkan sebuah aturan (rule) yang memiliki nilai confidence terbaik adalah 89% dengan aturan pada setiap pembelian produk masker Beras Putih dapat dipastikan akan membeli putih langsung facial foam [3].

Penelitian lainnya yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan tujuan meningkatkan pelayanan perpustakaan, khususnya pada fitur pencarian buku yang dilengkapi rekomendasi buku yang berhubungan. Rekomendasi ini didapat dari hasil analisa pola data transaksi peminjaman buku menggunakan data mining. Algoritma data mining yang digunakan pada penelitian ini yaitu FP-Growth. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sistem informasi perpustakaan yang dilengkapi dengan rekomendasi buku pada fitur pencarian untuk meningkatkan pelayanan sistem informasi perpustakaan [4].

Penelitian lainnya yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan tujuan untuk menganalisis algoritma FP-Growth data mining dalam mendukung promosi perguruan tinggi berdasarkan peminatan calon mahasiswa. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode dalam pencarian Frequent Itemsset pohon keputusan menggunakan algoritma FP-Growth lebih efisien dalam melakukan Frequent Itemsset dengan proses pembentukan FP-Tree dengan menghasilkan rule dari data sampel calon mahasiswa baru di Universitas Dharmas Indonesia. Dari hasil rule yang dihasilkan dapat diambil keputusan bahwa jurusan yang paling banyak diminati di Universitas Dharmas Indonesia adalah system informasi dan Pendidikan Guru SD (PGSD) dan rata-rata yang berasal dari sekolah Swasta. Untuk Sistem Infomasi Diminati calon Mahasiswa yang berasal dari jurusan IPA dan TKJ sedangkan PGSD diminati calon mahasiswa yang berasal dari jurusan IPS [5].

Penelitian lainnya yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan tujuan untuk mengetahui Frekuensi Pembelian Gas Elpiji 3 Kg. FP-Growth dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data.. Hasil menunjukkan bahwa dengan mengetahui hasil dari pengolahan data pembelian pada pangkalan elpiji UD. Maju Bersama didapatkan nilai paling banyak terjual atau terbeli pada minggu 1 dan 2 pada setiap bulannya dengan nilai tertinggi support 66,67% confidence 100.00%, hasilnya dapat membantu pemilik pangkalan untuk mengambil keputusan dalam penyediaan gas sehingga bisa digunakan untuk peningkatan jumlah pasokan dari distributor kepada

agen serta meningkatkan keuntungan dengan support dan confidence [6].

Penelitian lainnya yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan tujuan untuk mencari pola dari data transaksi di industri retail yaitu pada CV Cahaya Setya dengan menggunakan algoritma FP-Growth, yaitu menemukan semua itemset yang dapat diambil (yang sering ditemukan) dari basis data transaksi seefisien mungkin. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pola pada basis data transaksi konsumen pada industri retail yaitu pada CV Cahaya Setya dapat ditemukan dengan menggunakan algoritma FP-Growth kemudian mengimplementasikannya pada aplikasi penjualan produk di CV Cahaya Setya menggunakan FP-Growth [7].

Penelitian lainnya yang menggunakan algoritma FP-Growth dengan tujuan untuk membangun struktur Bayesian Network dan menghasilkan nilai probabilitas untuk mendapatkan mana gejala yang paling berpengaruh dalam penyakit mata tersebut. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa dengan melihat hasil pengujian tersebut dapat disimpulkan bahwa teknik Association Rule berhasil dalam mengatasi kelemahan Bayesian Network berdasarkan fakta dan data dengan hasil pengujian rules diuji kembali dengan pakar dan hasil pengujian sebesar 99% benar [8]. Maka dalam penelitian ini menganalisis data pelanggan dengan metode Algoritma Fp-Growth, sehingga dapat mendata pelanggan dalam menjaga kepercayaan untuk meningkatkan penjualan.

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Kecamatan Aur Birugo Tigo Baleh dengan menggunakan metode Data Mining algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth merupakan salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (frequent itemset) dalam sebuah kumpulan data [9][10]. Data yang digunakan ini adalah data karangan pada masing-masing daerah dan bulan penjualan. Data tersebut diperoleh dari Wara Florist.

Proses metode FP-Growth dilakukan dengan mendefinisikan nilai awal untuk variabel-variabel yang diperlukan seperti menentukan kemunculan pemesanan karangan bunga, menentukan itemset yang mempengaruhi support count. Pembangunan FP-Tree dan pencarian Frequent Itemset untuk mendapatkan rule asosiasi. Rule asosiasi merupakan teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item [11].

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang diuji dalam penelitian ini adalah data karangan pada masing-masing daerah yang disajikan pada Tabel 1. Untuk data waktu penjualan berdasarkan bulan disajikan pada Tabel 2. Sedangkan data pemesanan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 1. Data Uji

Kode	Daerah
D01	Pariaman
D02	Lubuk Buaya
D03	Lubuk Alung
D04	Lubuk Minturun
D05	Siteba
D06	Andalas
D07	Padang Barat
D08	Pekanbaru
D09	Jakarta
D10	Bungus
D11	Payakumbuh
D12	Pasar Usang
D13	Lubuk Begalung

D14 Padang Timur

Tabel 2. Bulan Penjualan

Kode	Bulan Pemesanan
B01	Januari
B02	Februari
B03	Maret
B04	April
B05	Mei
B06	Juni
B07	Juli
B08	Agustus
B09	September
B10	Oktober
B11	November
B12	Desember

Tabel 3. Data Pemesanan Karangan Bunga Berdasarkan Daerah

Nama	D01	D02	D03	D04	D05	D06	D07	D08	D09	D10	D11	D12	D13	D14
B01	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"
B02	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"
B03	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"
B04	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"
B05	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"					
B06	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"									
B07	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"						
B08	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"
B09	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"					
B10	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"
B11	"Tdk Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"					
B12	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"	"Ada"	"Tdk Ada"				

Selanjutnya data pada Tabel 3 dikonversi kedalam symbol logika. Untuk nilai “Ada” dikonversikan ke 1 dan Tidak Ada” dikonversikan ke 0. Sehingga nilai pemesanan disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Tabel Konversi dari Tabel Data Pemesanan karangan Bunga Berdasarkan Daerah Pemesanan

Nama	D01	D02	D03	D04	D05	D06	D07	D08	D09	D10	D11	D12	D13	D14
B01	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
B02	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0
B03	0	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
B04	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0
B05	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0
B06	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B07	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	1	1
B08	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0
B09	1	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
B10	1	1	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0
B11	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
B12	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0

Proses perhitungan pemesanan karangan bunga yang pemesanan dilakukan proses kemunculan dan sering muncul didapatkan dari tabel konversi tabel data frekwensi yang tertinggi. Hasil dari proses kemunculan pemesanan karangan bunga berdasarkan daerah ini disajikan pada Tabel 5 dan Tabel 6. Dari Tabel 4 yaitu tabel konversi dari tabel data pemesanan karangan bunga berdasarkan daerah

Tabel 5. Pehitungan Pemesanan Karangan Bunga Yang Sering Muncul

Item	Jumlah
D01	9
D02	11
D03	7
D04	10
D05	5
D06	2
D07	3
D08	5
D09	5
D10	2
D11	3
D12	4
D13	5
D14	2

Tabel 6. Kemunculan Item Diurut Berdasarkan Frekuensi Tertinggi

Item	Jumlah
D02	11
D04	10
D01	9
D03	7
D08	5
D09	5
D13	5
D05	5
D12	4
D07	3
D11	3
D06	2
D10	2
D14	2

Setelah dilakukan pengurutan pada Tabel 6, maka didapat item yang memiliki frekuensi di atas support, yaitu $count > 7$. Data dengan frekuensi di atas support adalah D02, D01, D04 dan D03. Keempat item inilah yang akan berpengaruh dan akan dimasukkan ke dalam FP-tree, selebihnya (D08, D09, D13, D05, D12, D07, D11, D06, D10 dan D14) dapat dibuang atau tidak digunakan karena tidak berpengaruh signifikan. Sehingga dapat menghasilkan kemunculan yang memenuhi support yang disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Kemunculan Item Yang Memenuhi Support Count

Item	Jumlah
D02	11
D04	10
D01	9
D03	7

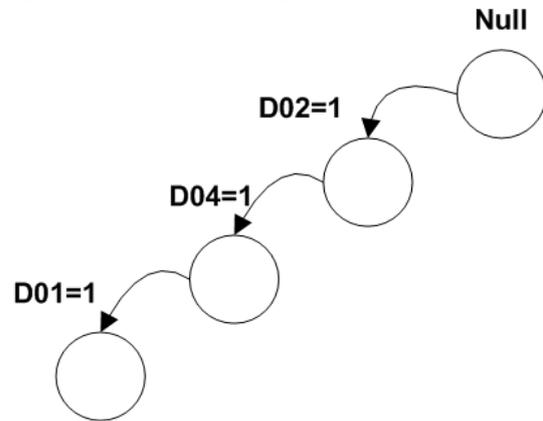
Tabel 7 mendata kemunculan item yang frequent dalam setiap pelanggan yang memesan karangan bunga disetiap pemesanannya dan akan diurut berdasarkan yang frekuensi yang paling tinggi dan Minimal Support > 6 . Setelah kemunculan item yang memenuhi Support Count di dapat maka data kemunculan setiap item dari empat item yang memenuhi support dan diurut berdasarkan frekuensi tertinggi dapat di lihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Kemunculan Item Setiap Daerah Yang Memesan Karangan Bunga akan Di Urut Berdasarkan Frekuensi Paling Tinggi

TID	TRANSAKSI
B01	D02, D04, D01
B02	D02, D04, D01
B03	D02, D04, D03

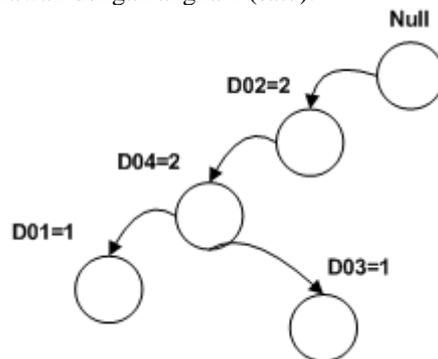
B04	D02, D04, D03
B05	D02, D01, D03
B06	D04, D01
B07	D02, D01, D03
B08	D02, D04, D01, D03
B09	D02, D04, D01
B10	D02, D04, D01
B11	D02, D04, D03
B12	D02, D04, D01, D03

Selanjutnya dilakukan proses pembangunan FP-Tree. Pada tahapan ini, akan dilakukan pembangunan FP-Tree dengan menggunakan data transaksi yang telah dipangkas dan diurutkan berdasarkan nilai support count. Data pemesanan karangan bunga oleh pelanggan yang terdiri dari 12 (Dua Belas) bulan data pemesanan dengan 4 jenis item yang hanya memenuhi support count yang akan dilakukkn pemindahan ke dalam pohon yang dapat menunjukkan proses bagaimana terbentuknya suatu FP-tree di setiap bulan pemesanan atau penjualan karangan bunga di Wawa Florish.



Gambar 1. Hasil Pembentukan FP-Tree Setelah Pembacaan T01 (D02, D04 dan D01)

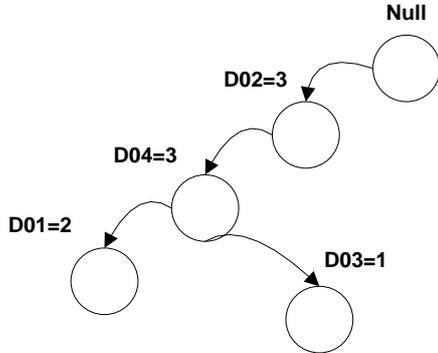
Pemindaian yang kedua, yaitu pembacaan Transaksi pertama B01 {D02, D04 dan D01} akan membuat simpul D02, D04 dan D01, sehingga akan membentuk suatu lintasan transaksi Null \rightarrow D02 \rightarrow D04 \rightarrow D01, inilah bentuk lintasan yang terbuat. Support count dari setiap simpul bernilai awal atau diawali dengan angka 1 (satu).



Gambar 2. Hasil Pembentukan FP-Tree Setelah dilakukan Pembacaan

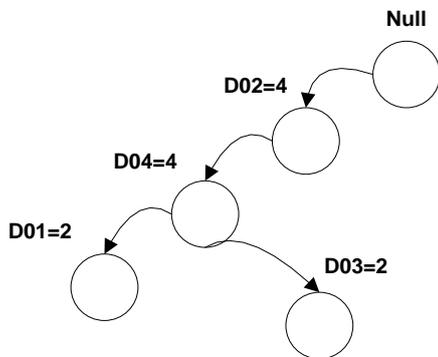
B01 (D02,D04,D03)

Pada Gambar 2 dengan transaksi B01 yaitu pembacaan Transaksi B02{ D02,D04,D03} akan membuat simpul D02,D04, dan D03, sehingga akan membentuk suatu lintasan transaksi Null→D02→D04→D03. Support count dari setiap simpul bernilai awal 1 (satu) dan setiap pembacaan simpul akan ditambahkan 1 (satu).



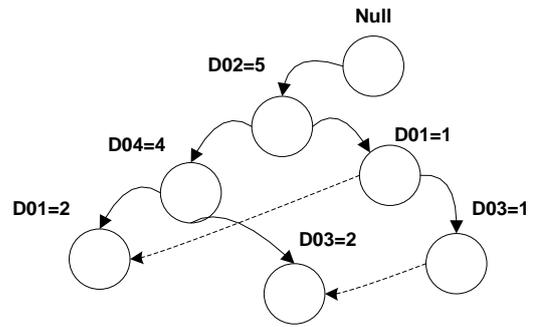
Gambar 3. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B04 B03 (D02,D04,D03)

Pada Gambar 3. transaksi B03 memiliki prefix transaksi yang sama dengan transaksi B01, maka lintasan transaksi ketiga dapat ditimpakan di transaksi kedua, sambil menambah support count dari D02,D04,D01.



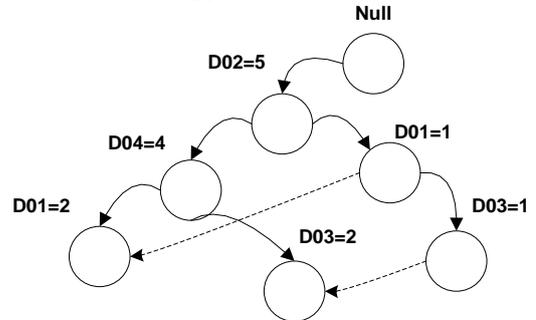
Gambar 4. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B04 B04 (D02,D04,D03)

Pada Gambar 4. transaksi B03 memiliki prefix transaksi yang sama dengan transaksi B02, maka lintasan transaksi keempat akan membentuk sebuah cabang di Null.



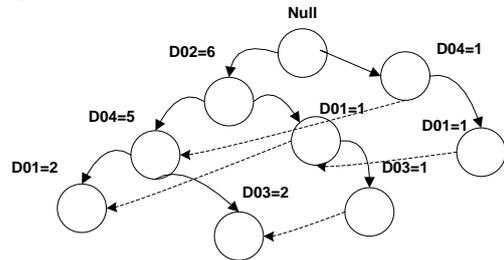
Gambar 5. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah dilakukan Pembacaan B04 B05 (D02,D01,D03)

Pada Gambar 5. transaksi B05 memiliki prefix transaksi yang berbeda dengan transaksi B04, Support count dari setiap simpul bernilai awal 1 (satu) dan setiap pembacaan simpul akan ditambahkan 1 (satu). Sambil menambah support count dari D02,D01,D03.



Gambar 6. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B05 B06 (D04,D01)

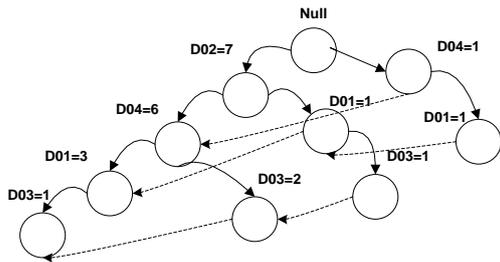
Pada Gambar 6. transaksi B05 memiliki *prefix* transaksi yang sama dengan transaksi B06, maka lintasan transaksi kelima akan membentuk sebuah cabang di Null.



Gambar 7. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B06 B07 (D02, D01,D03)

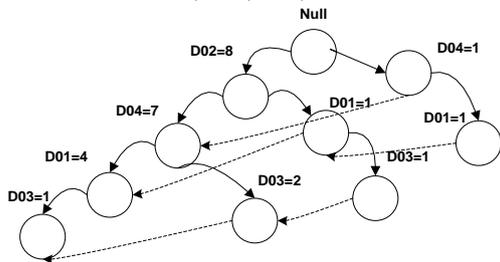
Pada Gambar 7. transaksi B06 memiliki *prefix* transaksi yang berbeda dengan transaksi B06, maka lintasan

transaksi keenam akan membentuk sebuah cabang di Null.



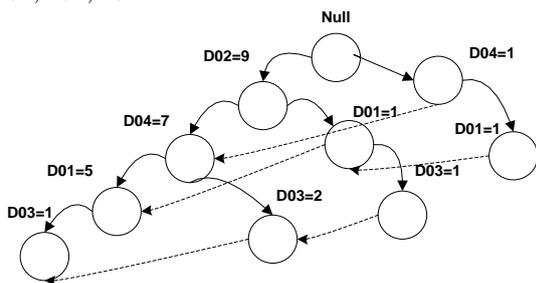
Gambar 8. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B7 B08 (D02,D04,D01,D03)

Pada Gambar 8, transaksi B07 memiliki *prefix* transaksi berbeda dengan transaksi B08, maka lintasan transaksi ke 7 akan menambah satu simpul, sambil menambah *support count* dari D02,D04,D01,D03.



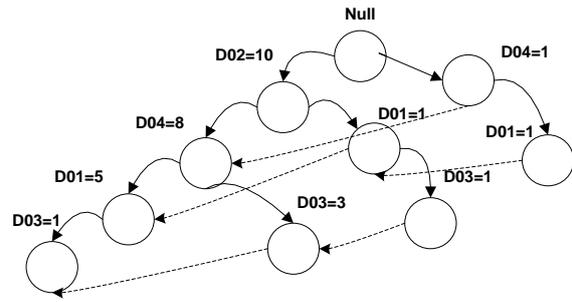
Gambar 9. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B08 B09 (D02,D01,D04)

Pada Gambar 9, transaksi B08 memiliki *prefix* transaksi yang sama dengan transaksi B09, maka lintasan transaksi kesebelas dapat ditimpakan di transaksi keduabelas, sambil menambah *support count* dari D02,D01,D04.



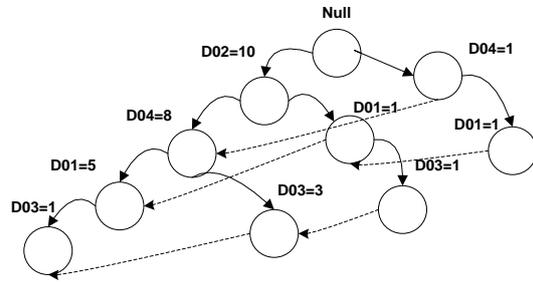
Gambar 10. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B09 B10 (D02, D04, D01)

Pada Gambar 10, transaksi B09 memiliki *prefix* transaksi yang sama dengan transaksi B10, maka lintasan transaksi kesebelas dapat ditimpakan di transaksi keduabelas, sambil menambah *support count* dari D02,D04,D01.



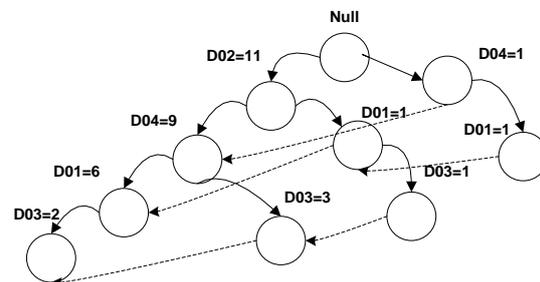
Gambar 11. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B10 B11 (D02, D04,D03)

Pada Gambar 11, transaksi B09 memiliki *prefix* transaksi yang sama dengan transaksi B10, maka lintasan transaksi kesebelas dapat ditimpakan di transaksi keduabelas, sambil menambah *support count* dari D02,D08,D03.



Gambar 12. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B11 B12 (D02, D04, D01,D03)

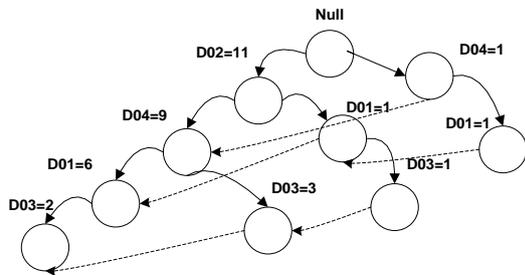
Pada Gambar 12, transaksi B11 memiliki *prefix* transaksi yang sama dengan transaksi B07, maka lintasan transaksi kesebelas dapat ditimpakan di transaksi keduabelas, sambil menambah *support count* dari D02,D04,D01,D03.



Gambar 13. Hasil Pembentukan FP –Tree Setelah Pembacaan B12 B13 (D02,D04,D01,D03)

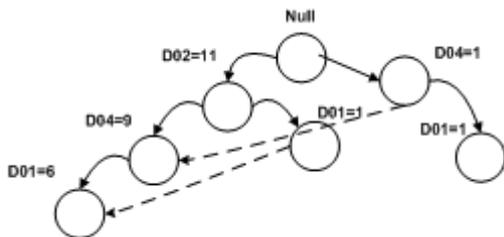
Gambar 13. Pembentukan *Fp-Tree* lengkap dari Semua data tahun penjualan mulai dari awal sampai Akhir, yang terdiri dari 4 transaksi.

Untuk menemukan *frequent itemset* maka perlu ditentukan *upapohon* (pohon yang akarnya adalah keturunan dari akar pohon induknya) dengan lintasan yang berakhir dengan *support count* terkecil, yaitu D03. Berturut-turut ditentukan juga yang berakhir di D04 dan D01 .



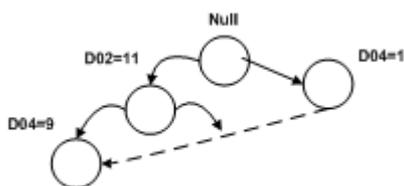
Gambar 14. Lintasan Yang Mengandung Simpul D03

Pada Gambar 14. Semua lintasan yang mengandung D31 diambil dan yang yang lain hapus. Lintasan diambil acuan adalah *Fp-tree* lengkap yang ada pada gambar 13.

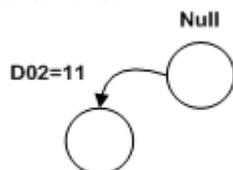


Gambar 15. Lintasan Yang Mengandung Simpul D01

Pada gambar 15. Lintasan yang mengandung D01 dipisahkan dari lintasan lain untuk memudahkan pencarian kombinasi *itemset*.



Gambar 16. Lintasan Yang Mengandung Simpul D04
 Pada gambar 16. Lintasan yang mengandung D04 dipisahkan dari lintasan lain untuk memudahkan pencarian kombinasi *itemset*.



Gambar 17. Lintasan Yang Mengandung Simpul D02

Pada Lintasan D02 memiliki Simpul tunggal , yaitu D02. Dan lintasan yang tidak berhubungan dibuang saja. Langkah pertama untuk menentukan *Rule* Asosiasi Algoritma *Fp-Growth* adalah menemukan semua *frequent itemset* yang berakhir D02, D04 ,D01 dan D03 maka kita harus mengecek apakah *support count* dari D02, D04,D01 dan D03 memenuhi minimum *support count* > 7. Hasil frequent itemset disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil *Frequent Itemset*

Suffix	Frequent Item
D02	
D04	(D04,D02)
D01	D01,D04),(D01,D02),(D01,D04,D02)
D03	{D03,D01, D04}, {D03,D01,D02},{D03,D04,D02}

Tahapan yang dilakukan setelah *Frequent Item* untuk pencarian *Association Rule* adalah pencarian frequent itemset dan penyusunan *rule*. *Association Rule* dapat di ketahui dengan dua parameter yaitu support (nilai penunjang) dengan *minimum support* 60% dan *confidence* (nilai kepastian) dengan minimum 60%.

Setelah didapat frequent itemset, kemudian membuat rule dengan cara menghitung confidence dari tiap rule. Dan itemset yang dihasilkan dihitung minimai berisi dua item dari semua rule yang dihasilkan jika A maka B. Sehingga dapatlah 9 subsets yang ada pada Tabel 9. Kombinasi yang lebih besar dengan minimum confidence yang akan diambil (*strong association rule*).

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

Dari ke-9 subsets yang dihasilkan selanjutnya akan dihitung nilai *confidence*-nya. Hanya kombinasi yang lebih besar sama dengan *minimum confidence* yang akan diambil atau *strong association rule* nya saja. Berdasarkan *frequent itemset* di atas maka *confident* yang dihasilkan adalah :

1. $\text{Confidence}(\{D04\} \rightarrow \{D02\}) = 9/11 = 90\%$
2. $\text{Confidence}(\{D02\} \rightarrow \{D04\}) = 11/9 = 122\%$
3. $\text{Confidence}(\{D01\} \rightarrow \{D02\}) = 9/11 = 81\%$
4. $\text{Confidence}(\{D01\} \rightarrow \{D04\}) = 9/10 = 90\%$
5. $\text{Confidence}(\{D02\} \rightarrow \{D01\}) = 11/9 = 112\%$
6. $\text{Confidence}(\{D04\} \rightarrow \{D01\}) = 10/9 = 111\%$
7. $\text{Confidence}(\{D03\} \rightarrow \{D02\}) = 7/11 = 63\%$
8. $\text{Confidence}(\{D04,D01\} \rightarrow \{D02\}) = 8/11 = 72\%$
9. $\text{Confidence}(\{D02,D01\} \rightarrow \{D04\}) = 9/10 = 90\%$

Jika dimisalkan minimum *confidence* adalah 60 %, *minimum confidence* ini diambil di atas > 60% agar tingkat akurasi tinggi, maka yang termasuk *association rule* adalah $D04 \rightarrow D02$, yang artinya jika memesan karangan bunga dari *item* D01, maka

memesan karangan bunga dari *item* D02 juga. Berikut hasil lengkap pola-pola atau *rules* yang dihasilkan:

1. **Rule 1:** {D04} □ {D02}
 $c = s(\{D04, D02\}) / s(\{D04\}) = 10/11 = 90\%$
2. **Rule 2:** {D02} □ {D04}
 $c = s(\{D02, D04\}) / s(\{D02\}) = 10/11 = 90\%$
3. **Rule 3:** {D01} □ {D02}
 $c = s(\{D01, D02\}) / s(\{D01\}) = 8/11 = 72\%$
4. **Rule 4:** {D01} □ {D04}
 $c = s(\{D01, D04\}) / s(\{D01\}) = 7/9 = 77\%$
5. **Rule 5:** {D02} □ {D01}
 $c = s(\{D02, D01\}) / s(\{D02\}) = 8/11 = 63\%$
6. **Rule 6:** {D04} □ {D01}
 $c = s(\{D04, D01\}) / s(\{D04\}) = 7/10 = 70\%$
7. **Rule 7:** {D03} □ {D02}
 $c = s(\{D03, D02\}) / s(\{D03\}) = 7/7 = 100\%$
8. **Rule 14:** {D04, D01} □ {D02}
 $c = s(\{D04, D01, D02\}) / s(\{D04, D02\}) = 7/9 = 77\%$
9. **Rule 12:** {D02, D01} □ {D04}
 $c = s(\{D02, D01, D04\}) / s(\{D02, D01\}) = 7/8 = 87\%$

Berikut Penjelasan dari hasil rule yang memenuhi *minimum confidence* 60%

1. Jika pelanggan (D04) dari lubuk minturun memesan karangan bunga, maka pelanggan (D02) dari Lubuk Bauya berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 90 %.
2. Jika pelanggan (D02) dari Lubuk Bauya memesan karangan bunga, maka pelanggan (D04) dari Lubuk Minturun berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 90%.
3. Jika pelanggan (D01) dari Pariaman memesan karangan bunga, maka pelanggan (D02) dari Lubuk Buaya berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 72 %.
4. Jika pelanggan (D01) dari Pariaman memesan karangan bunga, maka pelanggan (D04) dari Lubuk Minturun berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 77 %.
5. Jika pelanggan (D02) dari Lubuk Bauya memesan karangan bunga, maka pelanggan (D01) dari Pariaman berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 63 %.

6. Jika pelanggan (D04) dari Lubuk Minturun memesan karangan bunga, maka pelanggan (D01) dari Pariaman berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 70 %.
7. Jika pelanggan (D03) dari Lubuk Alung memesan karangan bunga, maka pelanggan (D02) dari Lubuk Bauya berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 100 %.
8. Jika pelanggan (D04) dari Lubuk Alung memesan karangan bunga, Maka pelanggan (D01) dari Pariaman berkemungkinan juga memesan karangan bunga, maka pelanggan (D02) dari Lubuk Bauya berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 77 %.

Jika pelanggan (D02) dari Lubuk Alung memesan karangan bunga, Maka pelanggan (D01) dari Pariaman berkemungkinan juga memesan karangan bunga, maka pelanggan (D04) dari Lubuk Minturun berkemungkinan juga memesan dengan kepercayaan 87%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian diatas dapat disimpulkan bahwa, menggunakan algoritma FP-Growth dapat meningkatkan keakuratan analisis pelanggan. Sehingga penelitian ini dapat diketahui tingkat kepercayaan diatas. Dengan tingkat kepercayaan ini dapat membantu dalam peningkatan penjualan.

Daftar Rujukan

- [1] Meilani, B. D., & Azinar, A. W. (2015). *Penentuan Pola Yang Sering Muncul Untuk Penerima Kartu Jaminan Kesehatan Masyarakat (JAMKESMAS) Menggunakan Metode Fp-Growth*. *Seminar Nasional novasi dalam Desain dan Teknologi – IdeaTech 2015*.
- [2] Annurullah, A., & Maulana, F. A. (2018). *Penerapan Data Mining Untuk Analisis Pola Pembelian Konsumen Dengan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Spare Part Motor*. *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, 5(1), 27-36.
- [3] Kurniawan, S., Gata, W., & Wiyana, H. (2018). *Analisis Algoritma Fp-Growth Untuk Rekomendasi Produk Pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus : Mt Shop Kelapa Gading)*. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2018 (SENTIKA 2018)*, Yogyakarta, 23-24 Maret 2018.
- [4] Hardiyanti, D. Y., Novianti, H., & Rifai, A. (2018). *Penerapan Algoritma FP-Growth Pada Sistem Informasi Perpustakaan*. *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, 3(1), 75-77. <https://doi.org/10.24114/cess.v3i1.7789>
- [5] Winarti, D., & Purwanti (2018). *Analisis Data Mining Dengan Algoritma FP-Growth Dalam Mendukung Strategi Promosi Perguruan Tinggi*. *Jurnal SIMTIKA*, 1(3), 27-31.
- [6] Elisa, E., & Azwanti, N. (2019). *Algoritma FP-Growth untuk Menganalisa Frekuensi Pembelian Gas Elpiji 3 Kg*. *INTENSIF: Jurnal Ilmiah Penelitian dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi*, 3(1), 69-80. <https://doi.org/10.29407/intensif.v3i1.12652>

- [7] Setyo, W. N., & Wardhana, S. (2019). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di CV Cahaya Setya Menggunakan Algoritma FP-Growth. *JURNAL PETIR*, 12(1), 54-63. <https://doi.org/10.33322/petir.v12i1.416>
- [8] Vitriani, Y., & Oktaviana, W. (2017). Optimasi Basis Pengetahuan Menggunakan Algoritma FP-Growth Untuk Membangun Struktur Bayesian Network. *Jurnal Sains, Teknologi dan Industri*, 15(1), 61 – 68.
- [9] Lestari, Y. D. (2015). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Tree dan FP-Growth Pada Data TRransaksi Penjualan Obat. Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi (SNASTIKOM 2015). <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/MN286>
- [10] Samuel, D. (2008). Penerapan Struktur FPTree dan Algoritma FP-Growth dalam Optimasi Penentuan Frequent Itemset. Institut Teknologi Bandung
- [11] Fauzy, M., Kemas, R., & Asror, I (2016). Penerapan Metode Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Simulasi Prediksi Hujan Wilayah Kota Baandung. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Terapan*, 2(2).