

PENERAPAN DATA MINING DALAM MENEMUKAN POLA DATA ANGGARAN PENDAPATAN BELANJA DAERAH KOTA MALANG METODE FP-GROWTH

Nur Isti Khomali

Program Studi Teknik informatika, STIKOM Poltek Cirebon
e-mail : nuristikhomalia@gmail.com

ABSTRACT

Unraveling the intricate web of financial data in urban governance, this study employs cutting-edge data mining techniques to unearth budgetary patterns within the city of Malang. Utilizing the FP-growth algorithm, this research overcomes the challenges posed by data mining analysis, illuminating the trends within budgetary allocations. The ultimate goal is to develop a strategic blueprint for optimizing budget utilization. The study reveals compelling insights: to maximize revenue, there is a crucial need to augment allocations in employee expenses, capital investments, procurement of goods and services, as well as subsidies to regional governments and local villages. This research not only enriches our understanding of Malang's fiscal landscape but also offers actionable strategies for enhancing financial efficiency in urban administration.

Keywords— *Data mining, APBD, Fp-Growth*

ABSTRAK

Dalam dunia pemerintahan kota, memahami pola anggaran merupakan hal yang sangat penting. Studi ini menggunakan teknik data mining terkini untuk mengungkap pola-pola anggaran dalam kota Malang. Dengan memanfaatkan algoritma *FP-growth*, penelitian ini berhasil mengatasi tantangan analisis data mining, menyoroti tren dalam alokasi anggaran. Tujuan akhirnya adalah merumuskan strategi untuk mengoptimalkan penggunaan anggaran. Penelitian ini menghasilkan temuan yang menarik: untuk memaksimalkan pendapatan, peningkatan alokasi anggaran diperlukan pada belanja pegawai, investasi modal, pengadaan barang dan jasa, serta subsidi ke pemerintah daerah dan desa. Studi ini tidak hanya memperkaya pemahaman tentang lanskap keuangan Malang, tetapi juga menawarkan strategi yang dapat diimplementasikan untuk meningkatkan efisiensi keuangan dalam administrasi perkotaan.

Kata Kunci— *data mining, APBD, Fp-Growth*

I. PENDAHULUAN

Pemerintah daerah, termasuk Kota Malang, memiliki tanggung jawab untuk

mengelola Anggaran Pendapatan Dan Belanja Daerah (APBD) dengan efisien dan efektif. Anggaran Pendapatan dan Belanja Daerah (APBD) menjadi alat

kebijakan yang sangat penting untuk digunakan oleh pemerintah daerah karena menggambarkan sumber daya finansial yang tersedia dan alokasi anggaran untuk berbagai sektor dan program pelayanan publik [1]. Oleh karena itu, pengelolaan APBD yang baik sangat diperlukan untuk mencapai tujuan pembangunan daerah dan pelayanan masyarakat yang optimal.

Dalam pengambilan keputusan terkait APBD, pemerintah daerah Kota Malang perlu memiliki pemahaman yang mendalam tentang pola data APBD yang dimiliki. Hal ini mencakup pemahaman tentang tren pendapatan, pengeluaran, serta hubungan antara berbagai variabel dalam APBD. Satu diantaranya ialah metodologi yang dapat digunakan untuk mendapatkan wawasan yang berharga dari data APBD adalah melalui penerapan teknik Data Mining [2].

Data Mining yakni proses ekstraksi informasi yang berguna, pola, dan pengetahuan tersembunyi dari dataset yang besar dan kompleks [3]. Satu diantara metode Data Mining yang cukup populer ialah *FP-Growth (Frequent Pattern Growth)* yang mana dipakai dalam rangka menemukan pola-pola frekuensi tinggi dalam data transaksional [4]. Meskipun umumnya diterapkan dalam bisnis dan perdagangan, metode ini juga dapat diterapkan dalam konteks

pengelolaan APBD untuk mengidentifikasi pola-pola yang relevan dalam data anggaran pendapatan dan belanja daerah [5].

Penerapan Data Mining dengan metode *FP-Growth* dalam konteks APBD Kota Malang menjadi relevan karena beberapa alasan berikut: Dalam beberapa tahun terakhir, volume data APBD Kota Malang telah meningkat secara signifikan karena pertumbuhan ekonomi dan perluasan layanan pemerintah daerah [6]. Data-data ini sangat berharga, namun juga semakin sulit untuk dianalisis secara manual. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis seperti Data Mining untuk mengungkap pola-pola yang mungkin tersembunyi dalam dataset yang besar ini.

Dengan menggunakan Data Mining, Kota Malang dapat mengidentifikasi pola-pola dalam APBD yang dapat digunakan untuk meningkatkan efisiensi pengelolaan anggaran. Ini dapat mencakup identifikasi tren pengeluaran yang tidak efisien, pengenalan pola-pola peningkatan pendapatan, atau bahkan temuan potensial untuk penghematan anggaran [7].

Penerapan Data Mining dalam pengelolaan APBD juga dapat meningkatkan keterbukaan dan akuntabilitas pemerintah daerah. Dengan menganalisis data secara objektif dan mengungkap pola-pola yang signifikan,

pemerintah dapat lebih mudah menjelaskan kebijakan anggaran kepada masyarakat dan pemangku kepentingan lainnya [8].

Penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Yeni et al., (2021) menyebutkan yakni penerapan data mining dengan memakai metode *fp-growth* dapat menghasilkan sistem aplikasi berbasis web untuk menentukan pola pembelian pada data transaksi penjualan. Informasi yang dapat dihasilkan adalah data transaksi, pola pembelian yang memenuhi minimum *support* dan minimum *confidence*. Penelitian yang sejenis juga dilakukan oleh Lestari, (2015) Penggunaan Algoritma *FP-Growth* di *Rapidminer* menghasilkan peningkatan yang signifikan dalam hasil yang diperoleh dari analisis data penjualan obat.

Berdasar pada studi sebelumnya sehingga, keterbaruan dalam studi ini yaitu pengelolaan data APBD (Anggaran Pendapatan dan Belanja Daerah) dalam konteks ini merujuk pada usaha untuk meningkatkan cara bagaimana data APBD dikumpulkan, dikelola, dan dimanfaatkan dengan menggunakan teknologi, metodologi, atau pendekatan yang lebih modern dan efisien [11]. Studi ini memiliki tujuan yakni menerapkan metode *FP-Growth* dalam analisis data APBD Kota ABC. Dalam konteks ini, studi ini

akan meneliti bagaimana Data Mining dapat digunakan melalui teknik *FP-Growth* untuk membantu pengelolaan anggaran pendapatan dan belanja daerah di Kota ABC. Dengan judul “Penerapan Data Mining Dalam Menemukan Pola Data Anggaran Pendapatan Belanja Daerah Kota Abc Metode *Fp- Growth*”.

II. METODE PENELITIAN

Tahapan Penelitian

Tahapan dalam studi ini yakni dengan “*Model Cross Industry Standard Process for Data Mining*” (CRISP-DM)” ialah kerangka kerja yang digunakan dalam data mining untuk mengorganisir dan mengelola proyek analisis data [12]. Tahapan- tahapan dalam CRISP-DM biasanya mencakup enam fase utama, yang dapat diterapkan pada berbagai jenis proyek analisis data, termasuk analisis anggaran pendapatan daerah. Berikut adalah penjelasan singkat tentang masing-masing tahapan dalam konteks penelitian anggaran pendapatan daerah [13]:

1. *Business Understanding* (Pemahaman Bisnis):

- Identifikasi tujuan penelitian anggaran pendapatan daerah.
- Mengumpulkan informasi tentang masalah yang akan diselesaikan, seperti permasalahan keuangan

daerah, kebijakan fiskal, atau evaluasi kinerja keuangan.

- Menyusun rencana awal untuk proyek penelitian.

2. *Data Understanding* (Pemahaman Data):

- Mengumpulkan data yang relevan terkait anggaran pendapatan daerah, termasuk data keuangan, data demografi, dan data lain yang berkaitan.
- Mengeksplorasi data untuk memahami karakteristiknya dan mengidentifikasi pola atau tren awal.

3. *Data Preparation* (Persiapan Data):

- Membersihkan dan merapikan data yang dikumpulkan.
- Melakukan transformasi data, seperti penggabungan data dari berbagai sumber atau pengkodean ulang variabel.
- Memilih atribut atau variabel yang relevan untuk analisis.

4. *Modeling* (Modeling):

- Membangun model analisis data untuk mengidentifikasi pola atau hubungan dalam data anggaran pendapatan daerah.
- Ini bisa melibatkan penggunaan teknik seperti regresi, clustering, atau machine learning, tergantung pada tujuan penelitian.

5. *Evaluation* (Evaluasi):

- Menguji model yang dibangun untuk memeriksa sejauh mana model tersebut berhasil dalam mencapai tujuan penelitian.

- Melakukan evaluasi kinerja model dan, jika perlu, memodifikasinya.

6. *Deployment* (Implementasi):

- Menerapkan hasil analisis data ke dalam konteks anggaran pendapatan daerah.
- Memberikan rekomendasi atau hasil kepada pihak yang berkepentingan, seperti pemerintah daerah atau instansi terkait.
- Menyusun laporan akhir yang merangkum hasil penelitian dan langkah-langkah yang harus diambil berdasarkan temuan.

Penelitian ini menjelaskan perkembangan penelitian secara berurutan, yang meliputi perumusan desain penelitian, penggambaran proses penelitian (seperti *algoritme*, *pseudocode*, atau metodologi lainnya), penjelasan protokol pengujian, dan pengumpulan data. Agar program penelitian dapat dianggap valid secara ilmiah, deskripsi yang diberikan harus didukung oleh referensi yang sesuai. Hal ini memastikan bahwa penjelasan yang diberikan didukung oleh sumber-sumber yang

kredibel, sehingga meningkatkan penerimaan dan keandalan penelitian.

1. Populasi dan Sampel Penelitian

Studi ini menggunakan data primer yang dikumpulkan dari data APBD Kota Malang sebagai populasi. Pendekatan pengambilan sampel yang digunakan untuk pengujian data yaitu metode sampel

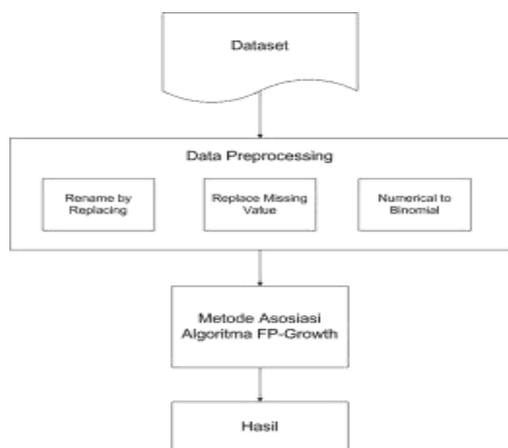
acak sederhana. Pendekatan yang paling mudah dan sering digunakan untuk pemilihan sampel melibatkan proses di mana unit-unit dipilih satu per satu, setiap unit memiliki kesempatan yang sama untuk memenangkan setiap undian [14].sehingga didapatkan 10 sampel data dalam Tabel 1.

Tabel 1. Data Daftar Belanja

No	Daftar	Keterangan
1	Belanja Pegawai	RA
2	Belanja Barang dan Jasa	RB
3	Belanja Modal	RC
4	Belanja Hibah	RD
5	Belanja Bantuan Sosial	RE
6	Belanja Bunga	RF
7	Belanja bantuin Subsidi	RG
8	Belanja Bagi hasil	RH
9	Belanja Bantuan Keuangan	RI
10	Belanja Tidak Terduga	RJ

2. Metode Analisis Data

Prosedur untuk analisis data digambarkan pada Gambar 1:



Gambar 1. Metode Analisis Data

3. Dataset

Tahap awal melibatkan persiapan dataset untuk investigasi, diikuti dengan penyesuaian data untuk menyelaraskan dengan tujuan penelitian yang spesifik, yang dalam hal ini berkaitan dengan identifikasi pola-pola dalam data anggaran dan pendapatan daerah dari sumber yang relevan, seperti laporan keuangan pemerintah daerah, dokumen anggaran, dan data terkait lainnya.

4. Data Preprocessing

Langkah awal dalam proses *Data Preprocessing* ialah prosedur Rename by Replacing. Tujuan dari teknik ini ialah untuk membersihkan nama atribut dari elemen-elemen yang tidak relevan seperti tanda kurung, spasi, dan karakter dari skrip lain. Tahap selanjutnya melibatkan penggantian nilai yang hilang. Tujuan dari prosedur ini adalah untuk memasukkan nilai rata-rata untuk setiap variabel jika record tidak memiliki data [15]. Tahap ketiga melibatkan konversi dari numerik ke binomial. Prosedur yang disebutkan di atas melibatkan konversi data numerik menjadi binomial, sehingga memungkinkan pemrosesan melalui algoritma *FP-Growth*.

5. Metode Asosiasi Algoritma *FP-Growth* Pengujian dengan metode asosiasi algoritma *FP-Growth* ialah yang berikutnya.

6. Hasil

Hasil pemeriksaan akan menunjukkan pola anggaran data anggaran belanja dan pendapatan daerah.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Studi ini menggunakan metodologi untuk mengatasi tantangan analisis data mining yang berkaitan dengan identifikasi pola dalam data anggaran. Tujuannya adalah untuk mendapatkan

strategi untuk mengoptimalkan alokasi anggaran berdasarkan pola-pola tersebut. Bab ini akan berfokus pada penerapan *Frequent pattern growth* (*Fp Growth*) untuk analisis proses : penyelesaian berupa pencarian association rule mining [15]. Pada tahap awal, penggalian data dilakukan dengan mengumpulkan data anggaran belanja yang berkaitan dengan kota Malang. Data yang disediakan akan menjadi sampel yang representatif dan akan dianalisis menggunakan teknik *Frequent pattern growth* (*FP Growth*), seperti yang dijelaskan oleh Apuilino Iman Seno Aji, Achmadi, and Ariwibisono (2021). Data yang digunakan pada tahap pre-processing untuk menentukan dan menghitung *FP Growth*. Item yang dipilih adalah data dalam table 1.

Data sampel yang disebutkan di atas berasal dari dataset awal, yang menghasilkan tabel data transaksi sampel yang mencakup bulan Juni hingga Desember, seperti yang digambarkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Transaksi Sampel

BULAN	Jumlah									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Juni	RA	RB					RG			
Juli	RA	RB	RC		RE		RG	RH	RI	RJ
Agustus	RA	RB	RC			RF	RG		RI	
September	RA	RB	RC	RD		RF		RH		RJ
Oktober	RA	RB	RC			RF	RG			
November	RA		RC					RH		RJ
Desember		RB	RC				RG			

Tabel 2 berisi satu set 10 titik data sampel yang akan diproses dengan algoritma pertumbuhan pola yang sering

terjadi (*Fp Growth*). Tabel 3 menampilkan frekuensi kemunculan untuk setiap item dalam data transaksi.:

Tabel 3. Data Frekuensi Kemunculan Tiap Item Support

Daftar Frekuensi	Support	support	%
RA	6	$6/7 = 0,8$	80%
RB	6	$6/7 = 0,8$	80%
RC	6	$6/7 = 0,8$	80%
RD	1	$1/7 = 0,1$	10%
RE	1	$1/7 = 0,1$	10%
RF	3	$3/7 = 0,4$	40%
RG	5	$5/7 = 0,7$	70%
RH	3	$3/7 = 0,4$	40%
RI	2	$2/7 = 0,2$	20%
RJ	4	$4/7 = 0,5$	50%

Tabel 3 menyajikan hasil frekuensi kemunculan item-item belanja modal pada transaksi yang dilakukan dari hari Senin hingga Minggu. Pada penelitian ini, nilai support count ξ ditetapkan sebesar 60%. Nilai support count

mewakili ambang batas yang dibutuhkan oleh instansi perusahaan untuk menilai persentase rata-rata transaksi. Ketika membuat *FP-Tree*, nilai jumlah dukungan sangat penting dalam memilih node mana yang akan disertakan. Nilai

dukungan maksimum dan nilai yang memenuhi ambang batas jumlah dukungan minimum 60% dapat ditentukan dengan memeriksa nilai jumlah dukungan. Untuk menghitung nilai persentase dukungan, frekuensi transaksi dalam satu hari dibagi dengan jumlah total hari atribut. Hal ini memungkinkan kita untuk mengidentifikasi item yang memenuhi frekuensi yang dibutuhkan. Selanjutnya, hanya item-item yang mempunyai frekuensi yang $>$ ataupun akan sama 60% yang dipilih untuk analisis lebih lanjut.

Pada Tabel 4.6, item-item yang berada di bawah ambang batas jumlah dukungan meliputi RD dengan nilai dukungan 10%, RE dengan nilai dukungan 10%, RF dengan nilai dukungan 40%, RH dengan nilai dukungan 40%, RI dengan nilai dukungan 20%, dan RJ dengan nilai dukungan 50%. Penting untuk dicatat bahwa RJ, meskipun memiliki nilai dukungan 50%, tidak memenuhi persyaratan jumlah dukungan minimum 60% untuk minum. Proses *FP Growth* akan dilanjutkan dengan item yang memenuhi kriteria support.

Tabel 4. Frekuensi Kemunculan Ke 2

Daftar	Frekuensi	Support	Support %
RA	6	$6/7 = 0,8$	80%
RB	6	$6/7 = 0,8$	80%
RC	6	$6/7 = 0,8$	80%
RG	5	$5/7 = 0,7$	70%

Sesudah prosedur pemindaian data dijalankan, proses Data Mining mengungkapkan dua set data transaksi, di mana transfer dapat diamati dengan cara yang diurutkan berdasarkan frekuensinya. Tabel 5 menampilkan data transaksi berikut ini.

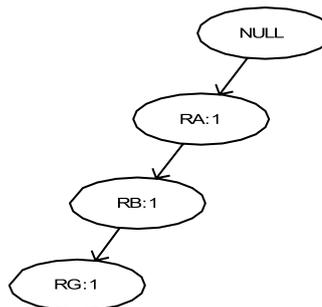
Tabel 5. Data Transaksi Setelah Pemindaian

TID	Transaksi
1	RA, RB, RG
2	RA, RB, RC, RG
3	RA, RB, RC
4	RA, RB, RC
5	RA, RB, RC, RG
6	RA, RC
7	RB, RC, RG

7. 1.1 Penerapan Algoritma FP Growth (Pembangkitan FP Tree)

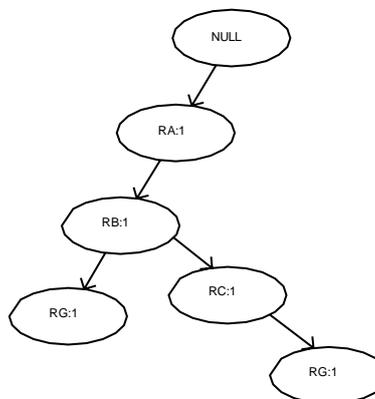
Selanjutnya, ketika data yang terkumpul sudah cukup untuk membuat *FP Tree*, prosedur dapat dimulai. Mengikuti prosedur penggalian data standar, algoritme pertumbuhan pola frekuensi (*FP Growth*) akan diterapkan secara manual pada informasi tersebut. Data yang selanjutnya diurutkan, langkah selanjutnya adalah melanjutkan dengan pembuatan *FP Tree*. Proses ini melibatkan pembacaan setiap transaksi secara berurutan, dimulai dari TID 1, diikuti oleh TID 2 dan transaksi berikutnya, hingga mencapai transaksi terakhir.

Proses pembuatan *FP Tree* dapat diperluas dengan menggunakan pertumbuhan pola yang sering terjadi, berdasarkan data transaksi yang digunakan. Selama transaksi awal atau pembacaan ID Transaksi 1, item {RA, RB, RG} diamati, yang menghasilkan pembuatan node. Akibatnya, sebuah jalur Root-RA-RB-RG dibuat dalam pembangunan *FP Tree*, seperti yang digambarkan dalam diagram terlampir :



Gambar 1 Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 1

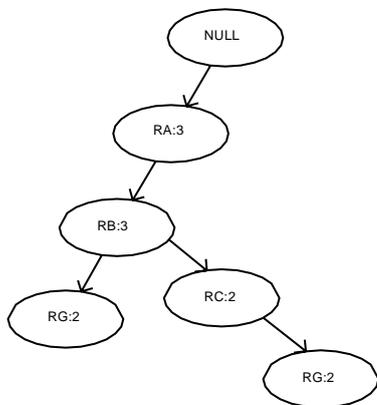
Setelah transaksi kedua, dilambangkan sebagai TID 2, item-item (RA, RB, RC, RG) disertakan. Jumlah dukungan kemudian bertambah untuk node yang sesuai. Pembacaan TID 2 digambarkan pada Gambar 2, dan akan dilanjutkan dengan pembacaan TID 3.



Gambar 2. Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 2

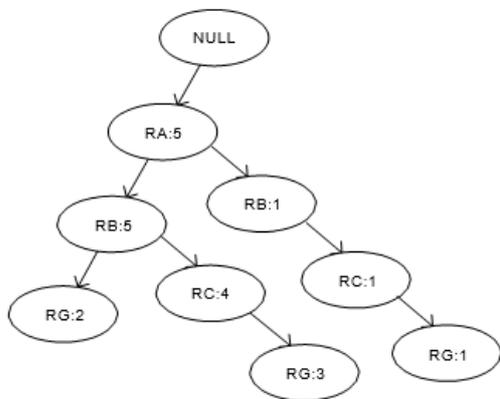
Setelah transaksi ketiga, dilambangkan sebagai TID 3, item yang disertakan ialah {RA, RB, RC, RG}. Penambahan item ini berkontribusi pada jumlah dukungan dari jalur saat ini. Visualisasi TID 3 dapat

dilihat pada gambar 3. Selanjutnya, aktivitas yang akan datang memerlukan pemeriksaan TID 4.



Gambar 3. Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 3

Proses ini dilakukan secara berulang hingga TID terakhir terbaca dan dihasilkan. Setelah transaksi keempat, dilambangkan sebagai TID 6, item yang disertakan adalah (RB, RC, RG). Teknik ini melibatkan pembacaan TID secara berulang-ulang, yang menghasilkan struktur pohon baru di akar. Hasilnya menyerupai representasi visual yang digambarkan pada gambar di bawah ini:



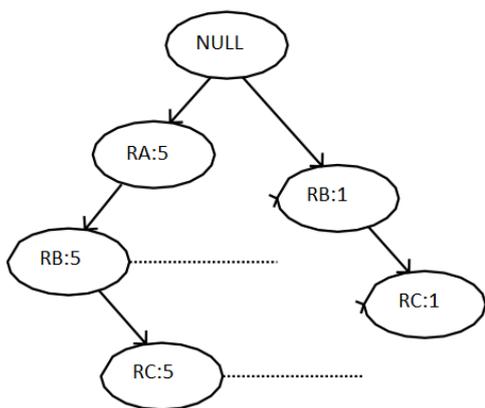
Gambar 4. Hasil Pembentukan *FP Tree* Pembacaan TID 7

Kemudian, setelah *FP Tree* dibangun dari set data transaksi yang telah selesai, metode *FP Growth* diterapkan untuk menemukan set item berulang yang memenuhi persyaratan. Pada dasarnya, ada tiga fase dalam algoritma *FP Growth*: pembangunan Basis Pola Bersyarat, pembuatan Pohon *FP* Bersyarat, dan pencarian Frequent Itemsets.

Setelah melakukan investigasi menyeluruh terhadap frequent itemset, beberapa sufiks diperiksa. Selama fase membangun basis pola bersyarat, proses seleksi dilakukan melalui teknik up-a-tree atau dengan mengidentifikasi cabang pohon yang memiliki jumlah dukungan terendah. Namun, pada sampel data yang disediakan, semua nilai support adalah sama, dan nilai kepercayaan juga setara, kecuali untuk RG. Untuk membangun basis pola bersyarat, perlu untuk mengikuti prosedur tertentu.

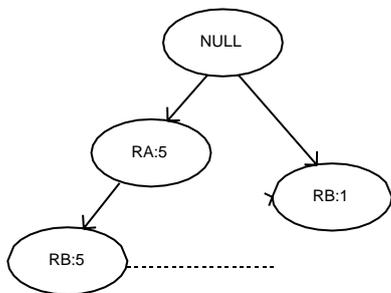
Setelah tahap pembuatan basis pola bersyarat selesai, tahap selanjutnya yakni pembuatan Pohon *FP* bersyarat. Setelah pada proses ini pemeriksaan dilakukan dengan mengacu pada *FP Tree* yang telah dibangun sebelumnya. Algoritma Pohon *FP* Bersyarat dirancang untuk mengidentifikasi set item yang sering muncul yang diakhiri dengan item tertentu atau memiliki akhiran yang sama.

Tindakan awal yang dilakukan berdasarkan hasil dari konstruksi *FP Tree* sebelumnya adalah membuat *FP Tree* bersyarat khusus untuk jalur yang memiliki akhiran RG. Pada titik ini, semua jalur yang mencakup simpul RG dieliminasi.



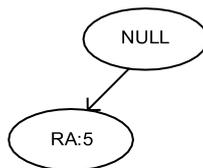
Gambar 5 Lintasan RG

Langkah selanjutnya meliputi pembuatan *FP-Tree* bersyarat untuk setiap jalur yang mengandung akhiran RC. Pada titik ini, setiap jalur yang mengandung simpul RC dieliminasi, seperti yang digambarkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Lintasan RC

Tahap terakhir dari pembuatan *FP-Tree* bersyarat melibatkan penghapusan node di sepanjang jalur dengan akhiran RB, seperti yang digambarkan pada Gambar 7. Langkah ini dilakukan ketika dua jalur yang menghubungkan RA dan RB memiliki nilai yang sama :



Gambar 7. Lintasan RC

Temuan analisis frequent itemset untuk sufiks disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Tabel Hasil *Frequent Itemset*

<i>Suffix</i>	<i>Frequent itemset</i>
RA	{RA}, {RA,RB}, {RA,RG}, {RA,RB,RG}
RB	{RB}, {RB, RC}, {RB, RG}, {RB, RA, RC,RG}
RC	{RC}, {RA, RC}; {RC, RG}
RG	{RG}

Proses mencari Aturan Asosiasi terdiri dari dua tahap yang berbeda: identifikasi kumpulan item yang sering muncul dan reduksi aturan selanjutnya. Signifikansi sebuah *Association Rule* dapat dinilai berdasarkan dua parameter: *support* (nilai dukungan) dan *confidence* (nilai kepastian). Nilai *support* minimum 60% dan *confidence* minimum 50% digunakan sebagai kriteria untuk menentukan tingkat

kepentingan suatu aturan. *Support* adalah metrik kuantitatif yang menunjukkan tingkat prevalensi itemset di seluruh transaksi.

Kemudian, setelah kumpulan item yang sering muncul telah terkumpul, pengembangan aturan dapat dimulai dengan menentukan tingkat kepercayaan yang terkait dengan berbagai kumpulan aturan. Sepuluh koleksi yang dibuat memiliki total, hanya sebagian yang dipertimbangkan karena kondisionalitas aturan yang dihasilkan, yang menetapkan bahwa jika A terjadi, maka B juga harus terjadi. Akibatnya, itemset yang dihitung terdiri dari minimal dua item. Fokus perhitungan berkaitan dengan ukuran keyakinan:

$\{RA, RB\}, \{RA, RG\}, \{RA, RB, RG\}, \{RB, RC\}, \{RB, RG\}, \{RB, RA, RC, RG\}, \{RA, RC\}, \{RC, RG\}$.

Hanya kombinasi yang memenuhi atau melebihi ambang batas kepercayaan minimum yang akan dipertimbangkan, khususnya yang mewakili aturan asosiasi yang kuat. Temuan yang diperoleh untuk menentukan nilai *Support* untuk setiap aturan asosiasi disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Perhitungan Nilai *Support* Setiap *Association Rule*

No	Jika	Maka	<i>Support</i> %
1	RC	RB	5/7 = 0,7 (70 %)
2	RB	RC	5/7 = 0,7 (70 %)

3	RC	RA	5/7 = 0,7 (70 %)
4	RA	RC	5/7 = 0,7 (70 %)
5	RB	RA	5/7 = 0,7 (70 %)
6	RA	RB	5/7 = 0,7 (70 %)
7	RB	RG	5/7 = 0,7 (70 %)
8	RG	RA	5/7 = 0,7 (70 %)

Nilai *Confidence* untuk setiap aturan asosiasi yang dilewati dihitung, dan temuan keseluruhan yang dihasilkan disajikan pada tabel 8.

Tabel 8. Perhitungan *Confidence* Setiap *Association Rule*

No	Jika	Maka	<i>Confidence</i> %
1	RC	RB	7/8 = 0,8 (80%)
2	RB	RC	7/8 = 0,8 (80%)
3	RC	RA	7/8 = 0,8 (80%)
4	RA	RC	7/8 = 0,8 (80%)
5	RB	RA	7/8 = 0,8 (80%)
6	RA	RB	7/8 = 0,8 (80%)
7	RB	RG	7/8 = 0,8 (80%)
8	RG	RA	7/8 = 0,8 (80%)
9	RC	RB	8/8 = 1 (100%)

Setelah mendapatkan hasil *support* dan *confidence*, kombinasi dari temuan ini akan disajikan dalam tabel 9. Hasil dari penilaian komprehensif yang dilakukan pada aturan asosiasi yang diperoleh.

Tabel 9. Hasil Evaluasi Rules

No	Jika	Maka	Confidence %	Support %
1	RC	RB	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
2	RB	RC	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
3	RC	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
4	RA	RC	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
5	RB	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
6	RA	RB	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
7	RB	RG	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)
8	RG	RA	$7/8 = 0,8$ (80%)	$5/7 = 0,7$ (70 %)

Berdasarkan prosedur yang disebutkan di atas, kesimpulan berikut ini dapat dibuat:

Rule 1 : Jika dilakukan pengeluaran belanja modal maka harus dilakukan transaksi belanja barang dan jasa dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

Rule 2 : Jika dilakukan pengeluaran belanja barang dan jasa maka harus dilakukan transaksi belanja modal dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

Rule 3 : Jika dilakukan pengeluaran belanja modal maka harus dilakukan transaksi belanja pegawai dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

Rule 4 : Jika dilakukan pengeluaran belanja pegawai maka harus dilakukan transaksi belanja modal dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

Rule 5 : Jika dilakukan pengeluaran belanja barang dan jasa maka harus dilakukan transaksi belanja pegawai dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

Rule 6 : Jika dilakukan pengeluaran belanja pegawai maka harus dilakukan transaksi belanja barang dan jasa dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

Rule 7 : Jika dilakukan pengeluaran belanja barang dan jasa maka harus dilakukan transaksi belanja bantuan Subsidi dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

Rule 8 : Jika dilakukan pengeluaran belanja bantuan subsidi maka harus dilakukan transaksi belanja pegawai dari kepastian 70%, berdasarkan data yang sesuai dengan 80% dari waktu.

IV. SIMPULAN

Berdasar hasil temuan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan antara lain

untuk memaksimalkan anggaran pendapatan yang diterima maka perlu meningkatkan “anggaran belanja pegawai, belanja modal, belanja barang dan jasa”, serta bantuin subsidi ke pemerintah kabupaten/kota serta desa.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. E. Gunawan, “Analisis Kinerja Pengelolaan Anggaran Pendapatan dan Belanja Daerah Pemerintah Kota Malang,” *Parsimonia*, 2018.
- [2] S. U. Makalalag, E. G. Sukoharsono, and A. Djamhuri, “Kearifan Lokal Sebagai Simbol dalam Keputusan Kebijakan Penganggaran Daerah,” *J. Akunt. Multiparadigma*, vol. 11, no. 2, pp. 355–372, 2020.
- [3] A. Sofiyan and A. Azkiya, “PENERAPAN METODE ROUGH SET MENGANALISIS PENYAKIT YANG SERING DIKELUHKAN PASIEN (STUDI KASUS PUSKESMAS JAYA MUKTI DUMAI),” *INFORMATIKA*, 2022, doi: 10.36723/juri.v14i1.348.
- [4] M. Syahrir and F. Fatimatuzzahra, “Association Rule Integrasi Pendekatan Metode Custom Hashing dan Data Partitioning untuk Mempercepat Proses Pencarian Frekuensi Item-set pada Algoritma Apriori,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, 2020, doi: 10.30812/matrik.v20i1.833.
- [5] R. V. O. Wuysang, G. Nangoi, and W. Pontoh, “ANALISIS PENERAPAN AKUNTANSI FORENSIK DAN AUDIT INVESTIGATIF TERHADAP PENCEGAHAN DAN PENGUNGKAPAN FRAUD DALAM PENGELOLAAN KEUANGAN DAERAH PADA PERWAKILAN BPKP PROVINSI SULAWESI UTARA,” *J. Ris. Akunt. DAN Audit. “GOODWILL,”* 2016, doi: 10.35800/jjs.v7i2.13551.
- [6] E. I. Ulfa, A. Made, and E. Dianawati, “ANALISIS KINERJA APBD DENGAN PENGUKURAN VALUE FOR MONEY PEMERINTAH KOTA MALANG (TAHUN PERIODE 2011-2015),” *J. Ris. Mhs. Akunt.*, 2020, doi: 10.21067/jrma.v6i1.4215.
- [7] B. Bado, S. Hasbiah, M. Hasan, and S. Alam, “Model Kebijakan Belanja Pemerintah Sektor Pendidikan Dalam Perspektif Pembangunan Ekonomi,” *Perpust. Nasional, Katalog dalam Terbit.*, 2017.
- [8] A. T. Sulistyoyo, “Analisis Kinerja

- Keuangan Pemerintah Provinsi Kalimantan Timur,” *Indones. Treas. Rev. J. Perbendaharaan Keuang. Negara dan Kebijak. Publik*, 2018, doi: 10.33105/itrev.v3i1.22.
- [9] Y. Yeni, T. Matulatan, and A. Uperiati, “PENERAPAN DATA MINING DALAM MENEMUKAN POLA PEMBELIAN PADA DATA TRANSAKSI PENJUALAN MENGGUNAKAN METODE FP-GROWTH (STUDI KASUS: MINI MARKET GALANG INDAH DOMPAK, KOTA TANJUNGPINANG),” *Student Online J.*, 2021.
- [10] Y. D. Lestari, “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Tree Dan Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Obat,” *Snastikom*, 2015.
- [11] M. Madani, “INTERAKSI PEMERINTAH DAERAH DAN DEWAN PERWAKILAN RAKYAT DAERAH DALAM PENYUSUNAN KEBIJAKAN ANGGARAN DI KOTA MAKASSAR,” ... *NEGARA: PERSPEKTIF DAN KEBIJAKAN* 2020.
- [12] S. Hanifah, “ANALISIS PERENCANAAN E-LEARNING DI UNIVERSITAS SANGGA BUANA YPKP BANDUNG,” *KNIA*. 2018.
- [13] A. Khumaidi, “DATA MINING FOR PREDICTING THE AMOUNT OF COFFEE PRODUCTION USING CRISP-DM METHOD,” *J. Techno Nusa Mandiri*, 2020, doi: 10.33480/techno.v17i1.1240.
- [14] J. A. Singh *et al.*, “A population-based study of trends in the use of total hip and total knee arthroplasty, 1969-2008,” *Mayo Clin. Proc.*, 2010, doi: 10.4065/mcp.2010.0115.
- [15] S. Suhada, D. Ratag, G. Gunawan, D. Wintana, and T. Hidayatulloh, “PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK MENENTUKAN POLA PEMBELIAN KONSUMEN PADA AHASS CIBADAK,” *Swabumi*, 2020, doi: 10.31294/swabumi.v8i2.8077.
- [16] F. Apuilino Iman Seno Aji, S. Achmadi, and F. Ariwibisono, “PENERAPAN METODE CLUSTERING PADA ANALISIS REALISASI PENDAPATAN ASLI DAERAH DENGAN ALGORITMA K-MEANS,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i2.3741.