ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

ALGORITMA FP-TREE POLA HUBUNGAN KEPADATAN PENDUDUK DAN LUAS DAERAH KECAMATAN KOTA MEDAN UPAYA PENINGKATAN PELAYANAN PUBLIK

Lismardiana Sembiring✉, Wanra Tarigan, Jaidup Banjarnahor, Davidson Ginting
Teknik Informatika, Universitas Mandiri Bina Prestasi, Medan, Indonesia
Email: lismardianasembiring@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp963-971

ABSTRACT

The increasing population density and administrative workload in several districts of Medan City may reduce the effectiveness of public services. This study aims to identify association patterns among regional characteristics as a basis for recommending district expansion. Secondary data from the 2024 Medan City statistical publication were processed through data selection, cleansing, discretization, and transformation using WEKA Explorer. The selected attributes comprise district, area, population, number of urban villages, and the numbers of small and large industrial enterprises. The FP-Growth algorithm was applied by constructing an FP-Tree, generating conditional pattern bases and conditional FP-Trees, and identifying frequent itemsets and association rules. The analysis produced 17 frequent items grouped according to their support values and indicated several districts with relatively high demographic and administrative burdens. Medan Deli, Medan Marelan, Medan Helvetia, and Medan Johor emerged as priority areas for further feasibility assessment. The resulting association patterns may support preliminary policy analysis; however, a formal expansion decision still requires verification against statutory, fiscal, geographic, and administrative requirements.

Keywords: Association Rule Mining, District Expansion, FP-Growth, FP-Tree, Public Services.

ABSTRAK

Peningkatan kepadatan penduduk dan beban administratif pada sejumlah kecamatan di Kota Medan berpotensi mengurangi efektivitas pelayanan publik. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi pola asosiasi antarkarakteristik wilayah sebagai dasar awal rekomendasi pemekaran kecamatan. Data sekunder dari publikasi statistik Kota Medan tahun 2024 diolah melalui tahapan seleksi, pembersihan, diskretisasi, dan transformasi data menggunakan WEKA Explorer. Atribut yang digunakan meliputi kecamatan, luas wilayah, jumlah penduduk, jumlah kelurahan, serta jumlah perusahaan industri kecil dan besar. Algoritma FP-Growth diterapkan melalui pembentukan FP-Tree, conditional pattern base, conditional FP-Tree, frequent itemset, dan aturan asosiasi. Analisis menghasilkan 17 item frekuen yang dikelompokkan berdasarkan nilai support dan menunjukkan sejumlah kecamatan dengan beban demografis serta administratif yang relatif tinggi. Medan Deli, Medan Marelan, Medan Helvetia, dan Medan Johor teridentifikasi sebagai wilayah prioritas untuk dikaji lebih lanjut. Pola asosiasi yang dihasilkan dapat mendukung analisis awal kebijakan, tetapi keputusan pemekaran tetap memerlukan verifikasi terhadap persyaratan hukum, fiskal, geografis, dan administratif.

Kata Kunci: Aturan Asosiasi, FP-Growth, FP-Tree, Pelayanan Publik, Pemekaran Kecamatan.

PENDAHULUAN

Pemekaran kecamatan merupakan proses pembentukan satu atau lebih kecamatan baru dari satu kecamatan induk yang sudah ada. Pemekaran ini harus memenuhi syarat-syarat tertentu yang diatur dalam peraturan perundang-undangan, baik persyaratan dasar, teknis, maupun administratif, seperti jumlah penduduk, luas wilayah, dan jumlah desa/kelurahan yang akan menjadi cakupan. Pelayanan publik dalam pemerintahan yang baik (Good Governance) harus mengutamakan pelayanan prima kepada masyarakat. Dalam UU No.25 Tahun 2009 (Lestari & Santoso, 2022) baik itu di aparatur sipil negara maupun di lingkungan pemerintah.

Untuk mewujudkan pelayanan publik yang berkualitas, pemerintah perlu memastikan bahwa jumlah dan kompetensi aparatur atau pegawai sesuai dengan kebutuhan pelayanan serta memiliki pemahaman yang baik mengenai prinsip-prinsip pelayanan publik (Kurniawan, 2017). Pelayanan publik juga perlu diarahkan untuk mendorong peningkatan kualitas dan partisipasi aktif individu maupun masyarakat dalam proses pembangunan (Fajri et al., 2020). Pelayanan publik yang dilakukan oleh

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

pemerintahan kota Medan masih menimbulkan permasalah, artinya smart goverment itu belum terwujud. Untuk mewujudkan smart goverment salah satu tindakan yang perlu dilakukan adalah (Yusnita, 2024) pemekaran kecamatan di lingkungan pemerintahan kota Medan.

Tujuan Penelitian ini berfokus mengenai pemekaran wilayah sebagai solusi peningkatan pelayanan publik, peneliti terdahulu (Sama et al., 2022), Begitu pula dengan penerapan teknik data mining untuk mencari pola hubungan antar-variabel (Tamba et al., 2021; Naisaban & Rahmah, 2020).

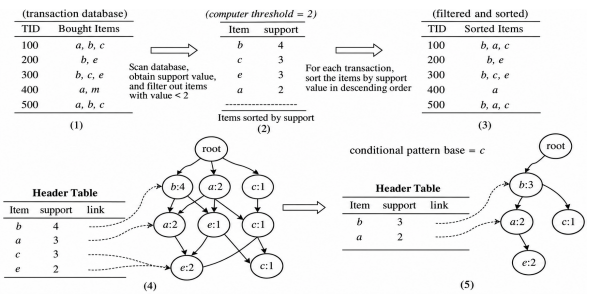
Dimana letak kebaruan dari penelitian ini Menjelaskan menggunakan pendekatan *"Spatial-Demographic Basket Analysis"* data mining kuantitatif untuk memberikan rekomendasi pemekaran wilayah. Menggunakan FP-Tree dengan mengombinasikan kriteria luas wilayah, kepadatan penduduk, jumlah kelurahan, hingga jumlah perusahaan industri (kecil, menengah, besar) sebagai tolak ukur pemekaran kecamatan dengan Mengintegrasikan data demografis secara real-time.

TINJAUAN PUSTAKA

FP-Tree

FP-Tree (*Frequent Pattern Tree*) struktur data pohon terkompresi yang digunakan algoritma FP-Growth untuk menemukan pola data yang sering muncul (*Frequent Itemset*). Pohon ini dibangun dengan memetakan transaksi, mengurutkan item berdasarkan frekuensi tertinggi, dan menghubungkan item yang identik untuk menghemat memori tanpa perlu melakukan *generate candidate* berulang lagi (Putro & Gunawan, 2019). Algoritma Apriori merupakan salah satu metode yang digunakan dalam analisis keranjang belanja (market basket analysis) untuk menemukan pola keterkaitan antaritem berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam transaksi. Dalam proses penambangan data, nilai support setiap item dihitung untuk menentukan tingkat kemunculannya pada basis data transaksi. Selanjutnya, item diurutkan berdasarkan nilai support dari yang terbesar hingga terkecil, sedangkan item yang memiliki nilai support di bawah ambang batas minimum (minimum support) akan dieliminasi. Pada pendekatan berbasis FP-Tree, basis data transaksi dipindai kembali untuk membentuk struktur pohon berdasarkan item yang memenuhi nilai minimum support. Struktur FP-Tree memiliki simpul akar (root node) yang bernilai null, kemudian diikuti oleh simpul-simpul item sebagai turunannya. Setiap simpul menyimpan informasi berupa nama item dan support count atau frekuensi kemunculan item. Selain itu, header table digunakan untuk menghubungkan simpul-simpul dengan item yang sama sehingga proses pencarian pola frekuensi dapat dilakukan secara lebih efisien.

Struktur node pada FP-Tree disusun berdasarkan lintasan (path) yang terbentuk dari simpul akar (root). Setiap node-link berfungsi sebagai penunjuk (pointer) yang menghubungkan satu simpul dengan simpul lain yang merepresentasikan item yang sama di dalam struktur FP-Tree. FP-Tree (Frequent Pattern Tree) merupakan struktur penyimpanan data yang dibangun dengan memetakan setiap transaksi ke dalam lintasan tertentu berdasarkan urutan item yang telah memenuhi nilai minimum support. Struktur ini digunakan dalam algoritma FP-Growth untuk menemukan pola item yang sering muncul (frequent itemset) secara efisien tanpa melakukan pembangkitan kandidat secara berulang (Nenat et al., 2025; Padilllah et al., 2022). Dalam penelitian ini, proses pencarian pola frekuensi dilakukan dengan menetapkan ambang batas minimum support sebesar 15% dan minimum confidence sebesar 10%. Tahapan konstruksi FP-Growth yang digunakan dalam proses pembentukan pola tersebut disajikan pada Gambar 3 dibawah ini:



Gambar1. Kontruksi FP Tree

Algoritma FP_Growth

Algoritma FP_Growth digunakan untuk menghitung himpunan data yang sering muncul (Frequent ItemSet) dilakukan 3 langkah yaitu:

- Pembangkitan Conditional Pattern Base
- Pembangkitan Conditional FP_Tree
- Pencarian Prequent Itemset

Assosiasi *Rule Mining*

Dalam menentukan kekuatan hubungan antaritem pada suatu kumpulan data, diperlukan ukuran ketertarikan (interestingness measure) sebagai dasar untuk mengevaluasi pola asosiasi yang terbentuk. Association Rule Mining merupakan teknik dalam penambangan data yang digunakan untuk menemukan hubungan atau keterkaitan antaritem dalam sekumpulan data transaksi (Wibowo & Jananto, 2020). Salah satu ukuran yang digunakan adalah support, yaitu nilai yang menunjukkan tingkat kemunculan atau

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

dominasi suatu item maupun itemset terhadap keseluruhan transaksi. Nilai support digunakan untuk menentukan apakah suatu item atau itemset memenuhi ambang batas minimum sehingga layak digunakan dalam pembentukan aturan asosiasi. Selanjutnya, confidence merupakan ukuran yang menunjukkan tingkat kekuatan hubungan bersyarat (conditional relationship) antara dua item atau itemset. Nilai ini menggambarkan kemungkinan munculnya suatu item berdasarkan kemunculan item lainnya dalam transaksi (Marzuqah et al., 2023). Adapun perhitungan nilai support dan confidence dilakukan dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

a. Support

$$\text{Support } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Count of Transactions Containing } A}{\text{Amount of Transactions}} \quad \ldots\ldots\ldots (1)$$

b. Confidence

$$\text{Confidence } (A \rightarrow B) = \frac{\text{Count of Transactions Containing } A \text{ and } B}{\text{Amount of Transactions Containing } A} \quad \ldots\ldots\ldots (2)$$

METODE PENELITIAN

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian diawali dengan proses pengumpulan data menggunakan teknik pengumpulan data yang telah ditentukan. Data yang diperoleh selanjutnya memasuki tahap prapemrosesan (preprocessing) untuk memastikan kualitas dan kesesuaian data sebelum dianalisis. Setelah itu, dilakukan proses seleksi dan transformasi data agar data dapat digunakan dalam proses penambangan pola. Tahap berikutnya adalah penerapan algoritma FP-Growth yang melibatkan pembentukan struktur FP-Tree untuk mengidentifikasi pola item yang sering muncul (frequent itemset). Pola yang diperoleh kemudian dianalisis menggunakan Association Rule Mining untuk menghasilkan aturan asosiasi berdasarkan nilai support dan confidence yang telah ditentukan. Keseluruhan tahapan penelitian tersebut disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Tahapan Penelitian

Data penelitian merupakan data sekunder yang diperoleh dari publikasi statistik resmi Pemerintah Kota Medan dan Badan Pusat Statistik Kota Medan tahun 2024. Data dikumpulkan melalui dokumentasi, kemudian diperiksa kesesuaian periode, satuan, kelengkapan atribut, dan konsistensi penamaannya. Sumber nonresmi hanya digunakan sebagai informasi pendukung dan tidak dijadikan dasar utama analisis.

Prapemrosesan Data

Tahap prapemrosesan meliputi seleksi atribut, pembersihan data, diskretisasi nilai numerik, dan transformasi data ke dalam format transaksi. Proses ini dilakukan menggunakan WEKA Explorer agar setiap record memiliki struktur yang konsisten dan dapat diolah dengan algoritma FP-Growth.

Atribut terpilih terdiri atas wilayah kecamatan, luas wilayah, jumlah penduduk, jumlah kelurahan, jumlah perusahaan industri kecil, dan jumlah perusahaan industri besar. Nilai numerik pada setiap atribut dikelompokkan ke dalam kategori tertentu dan diberi kode item agar dapat digunakan dalam pembentukan FP-Tree.

Hasil prapemrosesan disimpan dalam berkas datawilayah.csv dan digunakan sebagai masukan pada tahapan pembentukan transaksi, perhitungan frekuensi item, pembentukan FP-Tree, pencarian frequent itemset, serta pembentukan aturan asosiasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan memiliki tingkat akurasi, konsistensi, dan relevansi yang memadai terhadap tujuan penelitian. Tahapan ini mencakup identifikasi sumber data, seleksi atribut, transformasi data, pembentukan itemset, dan penerapan algoritma FP-Growth.

a. Data yang digunakan bersumber dari publikasi statistik Pemerintah Kota Medan tahun 2024. Dataset memuat nama wilayah, luas wilayah, kepadatan penduduk, jumlah kelurahan, jarak ke Kantor Wali Kota Medan, jumlah perusahaan industri kecil, menengah, dan besar, serta jumlah penduduk laki-laki dan perempuan. Data disimpan dalam berkas datawilayah.csv yang terdiri atas 150 record.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

b. Seleksi data dilakukan untuk menentukan atribut yang relevan dengan tujuan penelitian. Atribut yang digunakan meliputi wilayah kecamatan, luas wilayah, jumlah penduduk, jumlah kelurahan, jumlah perusahaan industri kecil, dan jumlah perusahaan industri besar. Selanjutnya, data numerik ditransformasikan ke dalam kategori dan kode item agar sesuai dengan struktur transaksi yang dibutuhkan oleh algoritma FP-Growth.
   1. Wilayah kecamatan digunakan sebagai identitas unit analisis untuk memetakan kecamatan yang memerlukan kajian lebih lanjut terkait pemekaran dan peningkatan pelayanan publik.
   2. Luas wilayah digunakan untuk menggambarkan cakupan geografis pelayanan. Wilayah yang luas dapat meningkatkan jarak dan beban jangkauan pelayanan administratif.
   3. Jumlah penduduk merepresentasikan beban pelayanan pada setiap kecamatan. Jumlah penduduk yang tinggi berpotensi meningkatkan kebutuhan pelayanan administrasi, fasilitas publik, dan sumber daya aparatur.
   4. Jumlah kelurahan menggambarkan cakupan administratif suatu kecamatan. Semakin banyak kelurahan yang dikelola, semakin besar kebutuhan koordinasi dan rentang kendali pemerintahan kecamatan.
   5. Jumlah perusahaan industri kecil digunakan sebagai indikator aktivitas ekonomi lokal. Konsentrasi industri kecil dapat meningkatkan kesempatan kerja, mobilitas penduduk, dan intensitas kegiatan ekonomi di suatu wilayah.
   6. Jumlah perusahaan industri besar digunakan untuk menggambarkan tingkat perkembangan aktivitas industri. Keberadaan industri besar dapat menarik tenaga kerja dan meningkatkan mobilitas penduduk sehingga berpotensi menambah beban pelayanan publik.

Berdasarkan hasil seleksi dan transformasi, diperoleh atribut yang relevan untuk digunakan sebagai itemset dalam pengolahan FP-Growth. Atribut tersebut merepresentasikan dimensi geografis, demografis, administratif, dan ekonomi yang berpotensi berkaitan dengan kebutuhan pelayanan publik. Kode setiap atribut disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Kode Item Atribut Wilayah

Luas Daerah	Kode	Kepadatan Penduduk	Kode
= 5 km^2	a1	>130;<195	b1
< 4 km^2	a2	>100;<130	b2
>= 7 km^2	a3	>=50;<100;	b3

Kode wilayah setiap item dijadikan sebagai kode untuk pengolahan data pada data mining.

Proses Cleansing Data

Proses cleansing data menghasilkan 150 Records yang terdiri dari item wilayah, luas daerah dan kepadatan penduduk dapat dilihat pada table 2 di bawah ini:

Tabel 2. Dataset transaksi

No.	Wilayah	Luas Daerah	Kepadatan Penduduk
1	Medan Tuntungan	25,16 KM2	101069
2	Medan Johor	16,73 KM2	155854
3	Medan Amplas	10,65 KM2	132403
4	Medan Denai	9,37 KM2	172581
5	Medan Area	5,52 KM2	118352
6	Medan Kota	5,75 KM2	84779
7	Medan Maimun	3,02 KM2	49779
8	Medan Polonia	8,77 KM2	60910
9	Medan Baru	5,43 KM2	36066
10	Medan Selayang	16,45 KM2	104425
11	Medan Sunggal	13,26 KM2	134650
12	Medan Helvetia	13,05 KM2	169363
13	Medan Petisah	5,28 KM2	72599
14	Medan Barat	6,34 KM2	89427
15	Medan Timur	8,89 KM2	117002
16	Medan Perjuangan	4,34 KM2	105778
17	Medan Tembung	7,85 KM2	150135
18	Medan Deli	19,83 KM2	192476
19	Medan Labuhan	35,09 KM2	136190
20	Medan Marelan	30,03 KM2	191765
21	Medan Belawan	33,27 KM2	110612
... 150			

Selanjutnya dilanjutkan ke tahap melakukan filter data mengolah (Sembiring, Pinem, and Perangingangin 2023) data dengan menggunakan fp tree.

Pembangkitan FP-Tree

Untuk membentuk FP-Tree, data terlebih dahulu ditransformasikan ke dalam *Transaction ID* (TID) dan dikelompokkan berdasarkan rentang transaksi yang telah ditentukan, yaitu TID 1–37, TID 38–75, TID 76–113, dan TID 114–150. Hasil pengelompokan transaksi tersebut disajikan pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Kelompok Transaction ID

TID	Transaksi
TID 1–37	{A4, A3, A1, B1, B2, C2, C4, C6, D2, D1, E1, E4, E2}
TID 38–75	{A1, A2, A3, A4, B3, B2, C1, C2, C6, D1, D4, E1, E2, E3}
TID 76–113	{A1, A3, A4, B1, B2, B3, C2, C3, C5, D1, D2, E1, E2}
TID 114–150	{A2, A3, A4, B1, B2, C1, C2, C3, C4, D1, D2, D3, E1, E2, E3, E4}

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Dari Tabel 3 di atas hasil transaction ID List setiap transactioan per jumlah records yang tersedia yaitu mulai dari yang sudah dibentuk untuk mengelompokkan mulai dari (Munanda and Monalisa 2021) records TID 1-37, TID 38-75, TID 76-113, TID 114-150. Ini akan dijadikan sebagai acuan untuk mengolah data penerapan FP-Tree.

Ringkasan Frekuensi Setiap Item

Setelah melakukan pemindaian pertama terdapat item yang memiliki frekuensi di atas support count adalah {A4, A3, A1, B1, B2, C2, C4, C6, D2, D1, E1, E2, A2, B3, C1, E3, C3} ke 17 item inilah yang berpengaruh dan akan dimasukkan ke dalam FP-Tree , selebihnya untuk item yang bernilai 1 seperti: {E4, D4, C5, D3} dihilangkan karena tidak berpengaruh secara signifikan terhadap pembentukan nilai minimum support dan minimum confidence. Selanjutnya dari tabel 4 di atas diurutkan berdasarakan jumlah nilai frequent yang paling tinggi. Hasil Pengurutan Frequent Item yang paling tinggi dapat dilihat pada Tabel 5 di bawah ini (Sembiring, Thamrin, and Wanra 2022).

Urutan Item Berdasarkan Frekuensi

Pada Tabel 5 di atas hasil dari pengurutan jumalh frequent yang paling tinggi di atas support count 4 adalah {A4, A3, B2, C2, D1, E1, E2} sebanyak 7 item. Kemudian paling tinggi ke dua support count 3 adalah item {A1, B1, D2} sebanyak 3 item dan paling tinggi ke tiga support count 2 adalah item {C4, C6, A2, B3, C1, E3, C3} sebanyak 7 item. inilah yang akan dimasukkan ke dalam FP-Tree, selebihnya untuk item yang bernilai 1 seperti: {E4, D4, C5, D3} dihilangkan karena tidak berpengaruh secara signifikan terhadap pembentukan nilai minimum support dan minimum confidence.

Implementasi FP-Tree

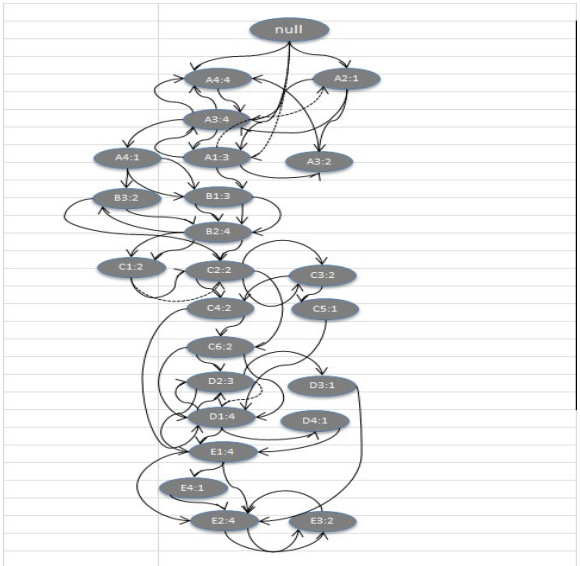
Setelah diperoleh item-item yang termasuk dalam kategori frequent itemset dan memenuhi nilai minimum support count, tahap selanjutnya adalah membentuk struktur Frequent Pattern Tree (FP-Tree). Data transaksi yang telah memenuhi kriteria tersebut kemudian diolah sesuai dengan konsep data mining menggunakan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) (Sari et al. 2024). Sebelum pembentukan FP-Tree dilakukan, item pada setiap transaksi terlebih dahulu diurutkan berdasarkan frekuensi kemunculannya. Selanjutnya, proses pembentukan FP-Tree dilakukan secara bertahap dengan membaca setiap transaksi, dimulai dari TID 1 sebagai transaksi pertama, kemudian TID 2 sebagai transaksi kedua, dan dilanjutkan secara berurutan hingga transaksi terakhir.

Pada pembacaan TID 1, item-item yang terdapat dalam transaksi pertama digunakan untuk membentuk simpul (node) dan lintasan awal yang terhubung dengan simpul akar (root) pada struktur FP-Tree. Pada transaksi berikutnya, lintasan yang memiliki awalan (prefix) yang sama dapat menggunakan simpul yang telah terbentuk dengan memperbarui nilai frekuensi kemunculannya, sedangkan item dengan lintasan yang berbeda akan membentuk cabang baru. Proses tersebut dilakukan secara berulang hingga seluruh transaksi selesai diproses sehingga menghasilkan struktur FP-Tree secara keseluruhan (Khomali 2023). Proses pembentukan FP-Tree dari transaksi pertama dapat dilihat pada gambar 4 berikut.



Gambar 4. Hasil Pembacaan TID 1-37

Kemudian dilanjutkan proses pembacaan, TID 38-75, TID 76-113, TID 114-150 dapat dilihat pada gambar2 di bawah ini:



Gambar 5. Hasil Pembacaan TID 1-150

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Penerapan FP-Growth

Proses algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth) terdiri atas tiga tahapan utama, yaitu pembentukan Conditional Pattern Base, pembangkitan Conditional FP-Tree, dan pencarian Frequent Itemset. Setelah struktur FP-Tree berhasil dibangun berdasarkan sekumpulan data transaksi, proses dilanjutkan dengan penerapan algoritma FP-Growth untuk menemukan kombinasi item yang sering muncul dan memenuhi nilai minimum support yang telah ditentukan. Algoritma FP-Growth merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi frequent itemset dalam kumpulan data transaksi secara efisien. Berbeda dengan pendekatan yang melakukan pembangkitan kandidat secara berulang, FP-Growth memanfaatkan struktur pohon yang disebut Frequent Pattern Tree (FP-Tree) untuk merepresentasikan pola kemunculan item dalam transaksi. Melalui struktur tersebut, proses pencarian pola frekuensi dapat dilakukan secara lebih terstruktur dan efisien.

Conditional Pattern Base

Pada tahap pembangkitan *conditional pattern base* dilakukan dengan menentukan dengan cabang pohon dengan jumlah *support* terkecil, namun dalam *sample* data ini nilai support sama semua dan nilai confidance,setelah mencari *frequent itemset* untuk beberapa akhiran (*suffix*) (Sembiring, 2025).

Conditional FP-Tree

Setelah frequent itemset berhasil diperoleh, tahap berikutnya adalah membentuk aturan asosiasi (association rules) dengan menghitung nilai confidence dari setiap kombinasi aturan yang memungkinkan. Dari 17 itemset yang dihasilkan, tidak seluruhnya dapat digunakan dalam pembentukan aturan asosiasi. Hal ini disebabkan aturan asosiasi memiliki bentuk implikasi A → B, sehingga itemset yang dapat digunakan setidaknya harus terdiri atas dua item. Setiap aturan yang terbentuk selanjutnya dievaluasi berdasarkan nilai confidence untuk menentukan kekuatan hubungan antaritem.

Sebelum pembentukan aturan asosiasi dilakukan, proses FP-Growth dilanjutkan dari tahap Conditional Pattern Base menuju pembentukan Conditional FP-Tree. Tahap ini dilakukan dengan mengacu pada struktur FP-Tree yang telah terbentuk sebelumnya. Conditional FP-Tree digunakan untuk mengidentifikasi frequent itemset yang memiliki item tertentu sebagai akhiran (suffix). Pembentukannya dilakukan dengan menjumlahkan nilai support count setiap item yang terdapat pada masing-masing Conditional Pattern Base. Selanjutnya, item yang memiliki total support count lebih besar atau sama dengan nilai minimum support count dipertahankan, sedangkan item yang tidak memenuhi ambang batas tersebut dieliminasi. Struktur Conditional FP-Tree yang dihasilkan kemudian digunakan sebagai dasar untuk memperoleh frequent itemset. Hasil pembentukan Conditional FP-Tree disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Pembentukan onditional FP-Tree

Item	Itemset	Frequent	Support 15%	Confidence 10%	Lift Ratio
A4	A3, B2, C2, D1, E1, E2	4	34%	29%	0,01696
A3	A4, B2, C2, D1, E1, E2	4	34%	29%	0,01696
A1	B1, D2	3	60%	12%	0,00727
B1	A1, D2	3	60%	12%	0,00727
B2	C2, D1, E2, E1, A4, A3	4	34%	29%	0,01696
C2	A4, A3, B2, C2, D1, E2	4	34%	29%	0,01696
C4	C6, A2, B3, C1, E3, C3	4	34%	29%	0,01696
C6	C4, A2, C1, E3, C3	2	17%	29%	0,01696
D2	A1, B1	3	60%	60%	0,03529
D1	A4, A3, B2, C2, E1, E2	4	34%	29%	0,01696
E1	A4, A3, B2, C2, D1, E2	4	34%	29%	0,01696
E2	A4, A3, B2, C2, D1, E1	2	17%	29%	0,01696
A2	C4, C6, A2, B3, C1, E3	2	17%	29%	0,01696
B3	C4, C6, A2, C1, E3, C3	2	17%	29%	0,01696
C1	C4, C6, A2, B3, C3, E3	2	17%	29%	0,01696
E3	C4, C6, A2, B3, C1, C3	2	17%	29%	0,01696
C3	C4, C6, A2, B3, C1, E3	2	17%	29%	0,01696

Hasil Conditional Frequent Itemset dapat dilihat pada Tabel 7 di atas.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Tahap Pencarian Frequent Itemset

Setelah proses pencarian pola berdasarkan item akhiran (suffix) selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah menentukan frequent itemset dari setiap Conditional FP-Tree. Apabila Conditional FP-Tree membentuk lintasan tunggal (single path), maka frequent itemset dapat diperoleh dengan mengombinasikan item-item yang terdapat pada lintasan tersebut. Sebaliknya, apabila struktur yang terbentuk bukan merupakan lintasan tunggal, proses FP-Growth dilakukan kembali secara rekursif hingga seluruh pola yang memenuhi nilai minimum support berhasil ditemukan. Hasil pembentukan frequent itemset tersebut disajikan pada Tabel 8.

Frequent itemset yang diperoleh selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam pembentukan aturan asosiasi (association rules). Kelayakan suatu aturan asosiasi dievaluasi menggunakan dua parameter utama, yaitu support dan confidence. Dalam penelitian ini, nilai minimum support ditetapkan sebesar 15%, sedangkan nilai minimum confidence sebesar 10%. Support menunjukkan tingkat frekuensi atau dominasi suatu itemset terhadap keseluruhan transaksi, sedangkan confidence menunjukkan tingkat kekuatan hubungan antara item antecedent dan consequent dalam aturan asosiasi. Dengan demikian, hanya aturan yang memenuhi nilai minimum support dan confidence yang dapat dipertimbangkan sebagai aturan asosiasi yang memenuhi kriteria penelitian

Tabel 8. Frequent Itemset FP-Growth

Kode	Frequent Itemset
A4	A3, B2, C2, D1, E1, E2
A3	A4, B2, C2, D1, E1, E2
A1	B1, D2
B1	A1, D2
B2	C2, D1, E2, E1, A4
C2	A4, A3, B2, C2, D1, E2
C4	C6, A2, B3, C1, E3, C3
C6	C4, A2, C1, E3, C3
D2	A1, B1
D1	A4, A3, B2, C2, E1, E2
E1	A4, A3, B2, C2, D1, E2
E2	A4, A3, B2, C2, D1
A2	C4, C6, A2, B3, C1, E3
B3	C4, C6, A2, C1, E3, C3
C1	C4, C6, A2, B3, C3, E3
E3	C4, C6, A2, B3, C1, C3

Pada hasil frequent itemset pada Tabel 8 di atas terdapat 3(tiga) kelompok, item yang bernilai frequent 4(empat) adalah {A4, A3, B2, C2, C4, D1, E1}; item yang bernilai 3(tiga) adalah {A1, B1, D2}; item yang bernilai frequent 2 (dua) adalah {C6, E2, A2, B3, C1, E3, C3}.

Pembentukan Frequent Pattern

Setelah proses pembangkitan frequent pattern berhasil dilakukan, tahap selanjutnya adalah menghitung nilai support dan confidence pada setiap kombinasi item yang terbentuk. Nilai support digunakan untuk mengukur tingkat frekuensi kemunculan suatu kombinasi item dalam keseluruhan transaksi, sedangkan nilai confidence digunakan untuk mengukur tingkat kekuatan hubungan antaritem dalam aturan asosiasi yang dihasilkan. Dalam penelitian ini, ambang batas yang ditetapkan adalah minimum support sebesar 15% dan minimum confidence sebesar 10%. Dengan demikian, hanya kombinasi itemset yang memenuhi kedua nilai ambang batas tersebut yang dipertahankan sebagai aturan asosiasi yang valid. Hasil kombinasi itemset beserta nilai support dan confidence yang memenuhi kriteria tersebut disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9. Aturan Asosiasi FP-Growth

Item	Itemset	Frequent	Support 15%	Confidence 10%
E3	C4, C6, A2, B3, C1, C3	2	17%	29%
C3	C4, C6, A2, B3, C1, E3	2	17%	29%

Pada hasil minimum support pada itemset pada Tabel 9 di atas terdapat 3 kelompok, item yang bernilai Support System 34% adalah {A4, A3, B2, C2, C4, D1, E1}; support system yang bernilai 60%, adalah {A1, B1, D2}; support system yang 17% adalah (Sari et al., 2025) {C6, E2, A2, B3, C1, E3, C3}. kelompok, item yang bernilai Support 34% adalah {A4, A3, B2, C2, C4, D1, E1}; support yang bernilai 60%, adalah {A1, B1, D2}; support yang 17% adalah {C6, E2, A2, B3, C1, E3, C3}

Tabel 10. Simulasi Perubahan Beban Pelayanan Wilayah

Parameter Usability	Kecamatan Prioritas	Kondisi Eksisting (*Before*)	Kondisi Redesain Proyeksi (*After*)	Peningkatan Efisiensi/Efektivitas
Efektivitas Beban Pelayanan(Rasio jumlah penduduk yang dilayani per kecamatan)	Medan Deli	192.476 jiwa	96.238 jiwa	50,00%
	Medan Marelan	191.765 jiwa	95.882 jiwa	50,00%
	Medan Helvetia	169.363 jiwa	84.681 jiwa	50,00%
	Medan Johor	155.854 jiwa	77.927 jiwa	50,00%
Interpretasi		Beban administrasi terbagi secara proporsional.		

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Efisiensi Geografis (Akses)(Rata-rata jumlah kelurahan per kantor camat baru)	Medan Deli	6 kelurahan	3 kelurahan	50,00%
	Medan Marelan	5 kelurahan	2–3 kelurahan	40,00%–60,00%
	Medan Helvetia	7 kelurahan	3–4 kelurahan	42,86%–57,14%
	Medan Johor	6 kelurahan	3 kelurahan	50,00%
Interpretasi		Rentang kendali birokrasi menjadi lebih pendek.		

KESIMPULAN

Penerapan algoritma FP-Growth pada data karakteristik wilayah Kota Medan menghasilkan 17 item frekuen yang membentuk tiga kelompok pola berdasarkan nilai support, yaitu 60%, 34%, dan 17%. Pola tersebut menunjukkan keterkaitan antara karakteristik luas wilayah, jumlah penduduk, jumlah kelurahan, serta aktivitas industri. Berdasarkan pemetaan indikator, Medan Deli, Medan Marelan, Medan Helvetia, dan Medan Johor teridentifikasi sebagai wilayah prioritas untuk kajian lanjutan karena memiliki beban demografis dan administratif yang relatif tinggi. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai instrumen pendukung pada tahap penyaringan awal kebijakan pemekaran kecamatan. Meskipun demikian, rekomendasi pemekaran tidak dapat ditetapkan hanya berdasarkan pola asosiasi. Kajian lanjutan perlu memasukkan persyaratan peraturan perundang-undangan, kapasitas fiskal, kesiapan infrastruktur, aksesibilitas geografis, kualitas pelayanan, serta validasi data yang lebih rinci agar keputusan yang dihasilkan bersifat komprehensif dan dapat dipertanggungjawabkan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Universitas Mandiri Bina Prestasi dan seluruh pihak yang telah memberikan dukungan sarana, data, dan fasilitas sehingga penelitian ini dapat dilaksanakan.

DAFTAR PUSTAKA

Fajri, A., Susilo Utomo, H., & Irawan, B. (2020). Standar Pelayanan Publik (Studi Tentang Pelayanan Kartu Keluarga di Kecamatan Samarinda Seberang). *Journal Administrasi Publik, 8*(1), 1–12.

Khomali, N. I. (2023). Penerapan Data Mining Dalam Menemukan Pola Data Anggaran Pendapatan Belanja Daerah Kota Malang Metode Fp-Growth. *Jurnal Informatika*, *23*(2), 214–228. https://doi.org/10.30873/ji.v23i2.3925

Kurniawan, R. C. (2017). Inovasi Kualitas Pelayanan Publik Pemerintah Daerah. *FIAT JUSTISIA: Jurnal Ilmu Hukum*, *10*(3), 569–586. https://doi.org/10.25041/fiatjustisia.v10no3.794

Lestari, R. A., & Santoso, A. (2022). Pelayanan Publik Dalam Good Governance. *Jurnal Ilmu Sosial dan Ilmu Politik*, *2*(1), 43. https://doi.org/10.30742/juispol.v2i1.2134

Marzuqah, T., Permana, I., & Afdal, M. (2023). *Penerapan Algoritma FP-Growth Pada Pencarian Hubungan Waktu Pembelian Dan Barang yang Dibeli Untuk Strategi Promosi Penjualan*. *10*(3). https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i3.6347

Munanda, E., & Monalisa, S. (2021). Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Data Transaksi Penjualan Untuk Penentuan Tataletak. *Jurnal Ilmiah Rekayasa dan Manajemen Sistem Informasi*, *7*(2), 173–184.

Naisaban, A., & Rahmah, M. (2020). Efektivitas Pemekaran Kecamatan Dalam Meningkatkan Pembangunan Studi Deskriptif Kualitatif di Kecamatan Insana Tengah Kabupaten Timor Tengah Utara Provinsi Nusa Tenggara Timur. *Jurnal Kebijakan Pemerintahan*, 57–68. https://doi.org/10.33701/jkp.v2i2.913

Nenat, A. A., Kelen, Y. P. K., & Gelu, L. P. (2025). Implementasi Algoritma FP-Growth untuk mengetahui pola penempatan buku di perpustakaan daerah TTU. *ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi, 7*(2), 408-421. https://doi.org/10.31849/zn.v7i2.26520

Nindasari, S. A. W. (2018). Analisis Efektivitas Pelayanan Publik Pada Kantor Kecamatan Palaran Kota Samarinda. *JAP: Jurnal Administrasi Publik, 1*(1), 331-335.

Padillah, A., Tambunan, H. S., & Nasution, R. A. (2022). Application of the FP-Growth Algorithm in Analyzing Patterns and Layout of Foodstuffs. *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence, 1*(4), 325-336. https://doi.org/10.55123/jomlai.v1i4.1673

Putro, A. N. S., & Gunawan, R. I. (2019). Implementasi Algoritma FP-Growth Untuk Strategi Pemasaran Ritel Hidroponik (Studi Kasus: PT. HAB). *Jurnal Buana Informatika, 10*(1), 11-18.

Kukar, K. (2022). *Studi kelayakan pembentukan kecamatan melalui pemekaran kecamatan muara kaman kabupaten kutai kartanegara*. https://ppid.kukarkab.go.id/

Sari, P., Kesuma, L. I., Oklilas, A. F., & Buchari, M. A. (2024). Simulasi Algoritma Apriori dan FP-Growth Dalam Menentukan Rekomendasi Kodefikasi Barang Pada Transaksi Persediaan. *Indonesian Journal of Computer Science*, *13*(1), 1135–1152. https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i1.3632

Sembiring, L., Pinem, A., & Perangingangin, J. (2023). FP Tree Patterns of Using Social Media (Social Media) in E-Commerce Transactions. *Jurnal Info Sains: Informatika dan Sains, 13*(03), 1055-1064.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Sembiring, L., Thamrin, T., & Wanra, T. (2022). *Data Mining Implementasi Algoritma Apriori dan FP Growth*. Eureka Media Aksara.

Tamba, S. P., Tan, A. W., Gunawan, Y., & Andreas, A. (2021). Penerapan Data Mining Untuk Pembuatan Paket Promosi Penjualan Menggunakan Kombinasi Fp-Tree Dan Tid-List. *Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom)*, *4*(2), 201. https://doi.org/10.37600/tekinkom.v4i2.309

Wibowo, A. R., & Jananto, A. (2020). Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, *10*(2), 200. https://doi.org/10.35585/inspir.v10i2.2585

Yusnita, Y. (2024). Implementasi Persyaratan Dasar Pemekaran Kecamatan: Studi Kasus Pemekaran Kecamatan Halong, Kabupaten Balangan. *Badamai Law Journal, 9*(1), 135-149.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.