

Fp-Tree Asosiasi Rule Mining Pola Pemetaan Wilayah Promosi Kampus UMBP Upaya Mengefesiensikan Waktu dan Biaya

Lismardiana Sembiring¹, Jaidup Banjarnahor², Jimmy Peranginangin³, Renzida Anugrah Bahagia Surbakti⁴

^{1,2,3,4}Teknik Informatika, Universitas Mandiri Bina Prestasi, Medan, Indonesia

Email: ¹lismardianasembiring@gmail.com, ²marbun2005@gmail.com, ³jimmy.mbp@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: lismardianasembiring@gmail.com

Article History:

Received Jan 31th, 2025

Revised Feb 22th, 2025

Accepted Feb 28th, 2025

Abstrak

Setiap Perguruan Tinggi perlu melakukan branding untuk meningkatkan jumlah mahasiswa mendaftar masuk ke Perguruan Tinggi. Untuk mempersiapkan rencana promosi yang akan dilakukan setiap tahunnya oleh tim promosi universitas Mandiri Bina Prestasi (UMBP), Hal ini sesuai dengan arahan Yayasan UMBP dan Rektor UMBP untuk melakukan promosi setiap tahunnya. kegiatan promosi yang dilakukan tim promosi setiap tahunnya terdapat ± 250 nama nama sekolah yang harus dikunjungi setiap tahunnya baik itu wilayah dalam kota maupun luar kota. Dengan jumlah yang cukup banyak tidak semua sekolah sekolah yang di daftar list kunjungan promosi dapat dijalani, disebabkan karena beberapa hal yaitu: dari segi waktu adanya kekurangan tenaga personil tim promosi dan biaya promosi yang cukup tinggi. Untuk mengatasi hal ini tim peneliti dosen UMBP membuat terobosan baru dengan menganalisa tentang lokasi kota dan nama sekolah untuk menjadi rekomendasi daftar kunjungan promosi prioritas. Untuk mengolah data promosi digunakan metode Asosiasi rule mining dengan FP_Tree. Dari pengolahan data yang dihasilkan terdapat untuk nama sekolah: [SMAN 15, SMKN10, SMA N1 LAHUSA] nilai min support 3%, dan 53% nilai min confidence. untuk kota lokasi promosi [kota Medan, dan Kota Nias] dengan nilai min support 53% dan 70%. Nama sekolah dan lokasi sekolah/kota ini yang akan di prioritas untuk dikunjungi oleh tim promosi UMBP. Dengan adanya pola pemetaan promosi ini dapat memangkas biaya promosi sebesar 50% dari anggaran sebelumnya dan mampu memberikan informasi daftar list kunjungan yang valid serta mampu juga mengefesiensikan dari segi waktu dalam melakukan kegiatan promosi.

Kata Kunci: UMBP, Promosi, FP_Tree, Asosiasi Rule Mining

Abstract

Every university needs to carry out branding to increase the number of students applying to enter higher education institutions. To prepare a promotion plan that will be carried out every year by the Mandiri Bina Selamat University promotion team (UMBP). This is in accordance with the direction of the UMBP Foundation and the UMBP Chancellor to carry out promotions every year. Promotional activities carried out by the promotion team every year include ± 250 names of schools that must be visited every year, both in the city and outside the city. With quite a large number, not all schools on the list of promotional visits can take part, due to several reasons, namely: in terms of time, there is a shortage of promotional team personnel and quite high promotional costs. To overcome this, the UMBP lecturer research team made a new breakthrough by analyzing city locations and school names to become recommendations for a list of priority promotional visits. To process promotional data, the association rule mining method with FP_Tree is used. From the resulting data processing, there are for school names: [SMAN 15, SMKN10, SMA N1 LAHUSA] the min support value is 3%, and the min confidence value is 53%. For the promotional location cities [Medan City, and Nias City] with a min support value of 53% and 70%. The name of the school and the location of this school/city will be prioritized for visits by the UMBP promotion team. With this promotional mapping pattern, it is possible to cut promotional costs by 50% from the previous budget and is able to provide valid

visit list information and is also able to be more efficient in terms of time in carrying out promotional activities.

Keyword : UMBP, Promotion, FP_Tree, Association Rule Mining

1. PENDAHULUAN

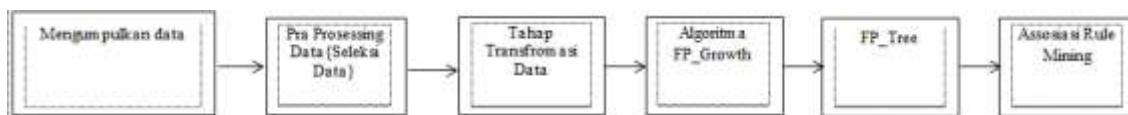
setiap perguruan tinggi harus melakukan “branding” yang baik agar tetap eksis menghadapi persaingan antar perguruan tinggi lainnya. Tujuan dari branding ini agar kampus lebih dikenal oleh publik. Hal ini juga membantu membentuk brand perguruan tinggi. [1]Branding pada perguruan tinggi swasta perlu dilakukan dalam rangka memperkuat reputasi. Reputasi harus dibentuk melalui kinerja yang baik, SDM yang unggul dan menghasilkan kualitas lulusan yang mampu bersaing di pasar industri untuk Nasional maupun tingkat Internasional. Branding diperlukan untuk menciptakan atau mempertahankan image kepada konsumen. Ketika image dari brand sudah kuat, maka kepercayaan konsumen akan melekat pada suatu image tersebut. Namun hal tersebut tidak bisa tercapai jika tidak melakukan strategi branding yang benar dan tepat. [2]sehingga setiap universitas semakin gencar melakukan promosi untuk menarik minat calon mahasiswa baru yang mendaftar, tentu hal ini akan berdampak terhadap pendapatan dan biaya operasional kampus. Kegiatan promosi identik dengan dana yang dimiliki oleh kampus. Semakin besar dana yang dimiliki oleh suatu kampus, maka akan [3] menghasilkan tingkatan promosi kampus yang lebih gencar lagi. Beberapa Perguruan Tinggi swasta di Sumatera Utara sering mengeluh dan kewalahan dalam mempromosikan kampus mereka.untuk mengadakan persiapan promosi sprti: untuk mencetak dan memasang spanduk, membagi bagikan brosur-brosur dijalan, diwarung, angkot, begitu juga memasang spanduk disetiap sekolah-sekolah SMA/SMK maupun dilingkungan masyarakat dan setiap daerah yang memungkinkan terjangkau dengan kampus tersebut. Setiap tahunnya ada sebanyak 350 sekolah sekolah yang harus dikunjungi untuk melakukan promosi kampus UMBP.

Dimana dalam pelaksanaan promosi ini dibentuk tiga (3) tim yang sudah di rencanakan jadwal dan lokasi wilayah yang akan dikunjungi. Biaya per tim sebesar dua juta rupiah (Rp. 2.500.000). akan tetapi tidak semua sekolah sekolah yang ada di dalam kota maupun di luar kota yang dapat dikunjungi semuanya dikarenakan waktu promosi diberikan oleh pihak lembaga hanya satu bulan lamanya, dengan waktu yang sesingkat ini tentunya akan berdampak negatif terhadap penerimaan mahasiswa baru yang jumlahnya akan menurun, berhubung dari data sebelumnya setiap tahunnya ditemukan ada beberapa sekolah sekolah yang tidak dapat dikunjungi disebabkan karena keterbatasan waktu dan dana promosi. penyampaian promosi kampus yang tidak merata dengan dana yang terbatas dapat diatasi dengan inovasi sistem cerdas yang lebih tepat.Pendekatan permasalahan dilakukan dengan menggunakan metode[4] Simple Additive Weighting (SAW). Pengolahan data menggunakan metode SAW ini akan merangkingkan nilai rata rata bobot kriteria didalam kegiatan promosi akan menghasilkan Model Sistem Pendukung Keputusan dalam memilih lokasi prioritas promosi yang dianggap berpeluang besar bagi kampus UMBP pada saat melaksanakan kegiatan promosi nantinya. Sehingga dengan adanya lokasi prioritas promosi yang tepat sasaran, target meminimalkan dana promosi dari dana anggaran promosi [5]sebelumnya serta mengefesienkan dari segi waktu promosi dapat tercapai [6].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Metode penelitian ini dilakukan beberapa[7] langkah sbb : Tahapan penelitian dilakukan dengan teknik Pengumpulan data terlebih dahulu, kemudian dilanjutkan dengan Pra Prosesing data setelah itu langsung ke tahap transformasi data serta seleksi data dan penerapan algoritma FP_Growth disertai dengan FI_Tree dan terakhir adalah ke tahap Assosiasi Rule Mining dapat digambarkan seperti[8] gambar1 dibawah ini:



Gambar 1. Alur Proses Penelitian

2.2 Proses Data Mining dilakukan dengan 3 tahapan yaitu:

1. Pengumpulan data diambil dari : Datamhsbaru.csv Tahun 2023
2. Seleksi data dan Transformasi data : Menentukan Data Kriteria yang digunakan adalah; Asal Sekolah dan Kota

2.3 Algoritma FP_Growth

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

1. Pembangkitan Conditional Pattern Base
2. Pembangkitan Conditional FP_Tree

3. Pencarian Prequent Itemset

2.4. Fp_Tree

[9]Algoritma analisis keranjang belanja berbasis pohon(tree) sangat efektif menyelesaikan tugas penambangan hanya membutuhkan dua kali scan basis data.scan pertama menghitung support untuk setiap item.Scan ini juga membuat header table, merekam nama item, dan nilai support yang sesuai serta node-link yang menghubungkan ke node pertama dama FP_Tree dengan nama item yang sama. Nila support pada header table diurutkan dari nilai terbesar ke nilai terkecil. Item yang mempunyai nilai support di bawah ambang batas dihapus (disaring). Scan ke dua item yang tersisa diurutkan berdasarkan nilai support mereeka kemudian dimasukkan ke ddalam FP_Tree. Struktur FP_Tree mengandung root node labelled sebagai null, satu set sub tree item-prefix sebagai anak akar (the children of root), dan headeer table.

Struktur node ini dengan path yang sama dari root, dan node-link adalah pointer yang menghubungkan ke node ini dengan path yang sama dari root, dan node-link adalah pointer yang menghubungkan ke node berikutnya dalamFP_Tree. Fp_Tree merupakan struktur penyimpanan data dibangun untuk memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap lintasan tertentu.FP_tree digunakan untuk mencari Pola Prequent dengan ambang batas minimum 60% dan minimum support dan minimum Confidence 70% [9]

2.5. Assosiasi Rule Mining

Assosiasi Rule mining merupakan suatu teknik untuk mencari hubungan antar item dalam suatu set data yang ditentukan. Dlaama menentukan suatu hubungan terdapat ukuran kepercayaan (interestingness measure), yaitu [10]Support merupakan ukuran yang menunjukkan seberapa besar tingkat dominasi suatu item tau itemset terhadap keseluruhan transaksi. Ukuran ini digunakan untuk menentukan apakah suatu item atau itemset layak untuk dicari confidence.[11] Confidence merupakan suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antara dua buah item atau itemset secara conditional dengan rumus nilai support dan confidence. dan berikan penjelasan terhadap gambar yang digunakan. Rumus menggunakan Editor Rumus (EQUATION) yang terdapat pada Microsoft Word. Penomoran rumus di buat berurut berdasarkan urutan rumus yang terdapat pada artikel, dan penulisannya seperti gambar dibawah ini:

a. Support

$$\text{Support (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Count of Transactions Contains A}}{\text{Amount of Transactions}} \quad \text{Pers..... 1}$$

b. Confidence

$$\text{Confidence (A} \rightarrow \text{B)} = \frac{\text{Count of Transactions Contains A and B}}{\text{Amount of Transactions A}} \quad \text{Pers2}$$

Gambar 2. Assosiasi Rule Mining[5]

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisa Data

Dalam melakukan penelitian ini, penulis menggunakan database yang bersumber dari data pendaftaran penerimaan murid baru pada tahun 2023 dengan file : datamhsbarutahun2023.csv

Tabel 1. Spesifikasi Data

Nama Item	Jumlah DataItem
Jumlah Records	300
Jumlah Transaksi	129
Jumlah Item	1200
Jumlah Kode Item	50

Dari spesifikasi data pada tabel1 diatas menyatakan bahwa proses pengklaisifikasian data akan dilakukan sebanyak 1200 item dan transaksi yang silakukan sebanyak 129 item dan jumlah klasifikasi kode sebanyak 50 item. Untuk filter data dilakukan sebanyak 1200 item dan hasil dari filter data.

3.2 Proses Cleansing Data

Hasil dari proses cleansing data menghasilkan 300 jumlah item untuk nama, asal sekolah dan daerah area kota dalam kota maupun diluar kota proses cleansing data ada pada tabel2 dibawah ini. [12]

Tabel 2. Hasil Cleansing Data menghasilkan jumlah 300 Item

No	Nama	Asal Sekolah	Kota
1	ALDI PRIDOLINUS MALAU	SMA RAKSANA	MEDAN
2	JHON FDRIX SITUNGKR	SMA SILAHSABUNGAN	SILAHISABUNGAN
3	JERNITA	SMA LAWE SAGALA-GALA	LAWE SAGALA-GALA
4	DINDA TRIYANA	SMAN 5 MEDAN	MEDAN
5	ESTER TRI PENA	SMAN 1 TIGANDERKET	TIGANDERKRT
....			
300	DELIMA AURELLIA SIGALINGGING	SMAN 1 SOSORGADONG	TAPANULI TENGAH

Setelah melakukan filter data maka akan dilakukan tahap selanjutnya yaitu mengolah [13]data dengan menggunakan fp tree.

Tabel 3. Kode Pengklasifikasian Item

Kode	Keterangan	Kode	Keterangan
S1	SMA RAKSANA	S51	SMAN 1 PANTAI LABU
S2	SMA SILAHSABUNGAN	S52	MAS MISBAHUL ACEH
S3	SMA LAWE SAGALA-GALA	S53	SMAS NUSANTARA
S4	SMAN 5 MEDAN	S54	SMA BINA PENDIDIKAN 2 BOGOR
S5	SMAN 1 TIGANDERKET	S55	SMAS PRIMBANA MEDAN
S6	SMAN 1 SIBOLANGIT	S56	SMA NEGERI 16 MEDAN
S7	SMAN 4 MEDAN	S57	SMA NEGERI 1 TALAWI
S8	SMK MARKUS 2	S58	SMK ISTQLAL DELITUA
S9	SMAN 2 TOMA	S59	SMA NEGERI 13 MEDAN
S10	SMKS GAJAH MADA	S60	SMK NEGERI 1 PATUMBAK
S11	SMKN 1 SIDIKALANG	S61	SMA NEGERI 6 BINJAI
S12	SMAN 2 PERCUT SEI TUAN	S62	SMA SWASTA PANTI HARAPAN LAWE DESKI
S13	SMAS KATOLIK BINTANG LAUT	S63	SMK NEGERI 1 LUBUK PAKAM
S14	SMK MARINAH AL-HIDAYAH	S64	SMA NEGERI 1 SILIMAKUTA
S15	SMA YOS SUDARSO	S65	SMA RK DELI MURNI BANDAR BARU
S16	SMK MULIA PRATAMA MEDAN	S66	SMA NEGERI 1 PANGARIBUAN
S17	SMAN 1 STTU JULU	S67	SMA NEGERI 1 STM HILIR
S18	SMAS YAPIM MEDAN	S68	SMA NEGERI 1 KABANJAHE
S19	SMA SANTO PETRUS MEDAN	S69	SMAS BINA SISWA

Dari File DatafullMHS.arfff pada tabel3 diatas merupakan hasil pengkodean klasifikasi item data promosi sebanyak 38 kode dimana kode ini sudah termasuk area promosi dalam kota maupun area promosi luar kota. Hasil kode ini berfungsi untuk menentukan keaslian dari nama sekolah yang sesungguhnya. Kode klasifikasi item ini yang akan diolah dalam bentuk data.aarff agar mempermudah dalam melakukan pengolahan data promosi UMBP. Kode klasifikasi item ini mewakili nama sekolah dalam menentukan rekomendasi sekolah prioritas yang akan dikunjungi tim promosi.

Selanjutnya pengkodean dari File DatafullMHS.arfff ini akan dilanjutkan ke proses ID-transaction list. Untuk id-transaction list dibagi menjadi 4(empat) transaction seperti tabel4 dibawah ini:

Tabel 4. ID_Transaction List

ID_Transaction	Keterangan
TID 1-50	{s 1,s 10,s 11,s 12,s 13,s 14,s 15,s 16,s 17,s 18,s 19,s 2,s 22,s 23,s 24,s 25,s 26,s 27,s 28,s 29,s 3,s 30,s 31,s 32,s 33,s 36,s 37,s 38,s 39,s 4,s 40,s 41,s 42,s 43,s 44,s 45,s 46,s 47,s 5,s 6,s 7,s 8,s 88,s 9,b 1,b 10,b 11,b 12,b 13,b 14,b 15,b 16,b 2,b 3,b 4,b 6,b 7,b 9}
TID 51-100	{s 25,s 4,s 44,s 48,s 49,s 50,s 51,s 52,s 53,s 54,s 55,s 56,s 57,s 58,s 59,s 60,s 61,s 62,s 63,s 64,s 65,s 66,s 67,s 68,s 69,s 79,s 71,s 72,s 73,s 74,s 75,s 76,s 77,s 78,s 79,s 80,s 81,s 82,s 83,s 84,s 85,s 86,s 87,s 88, b 1,b 10,b 12,b 14,b 15,b 16,b 17,b 18,b 19,b 2,b 20,b 3,b 4,b 6,b 9}
TID 101-150	{s 100,s 101,s 102,s 103,104,s 105,s 106,s 107,s 108,s 109,s 110,s 111,s 112,s 114,s 115,s 116,s 117,s 118,s 119,s 120,s 121,s 122,s 123,s 124,s 124,s 125,s 126,s 127,s 128,s 21,s 24,s 3,s 68,s 70,s 79,s 88,s 88,s 89,s 90,s 91,s 92,s 93,s 94,s 95,s 96s 97,s 98,s 99,b 1,b 10,b 12,b 14,b 16,b 18,b 2,b 27,b 28,b 30,b 34,b 4,b 5,b 6,b 8 }
TID 151-200	{s 10,s 113,s 118,s 128,s 129,s 130,s 131,s 132,s 133,s 134,s 135,s 136,s 137,s 138,s 139,s 140,s 141,s 142,s 143,s 144,s 145,s 146,s 147,s 148,s 149,s 150,s 151,s 20,s 22,s 32,s 34,s 37,s 38,s 41,s 142,s 143,s 144,s 145,s 146,s 147,s 148,s 149,s 150,s 151,s 20,s 22,s 32,s 34,s 37,s 38,s 40,s 41,s 42,s 43,s 47,s 49,s 50,s 51,s 53,s 70,s 72,s 84,s 88,s 90,b 1,b 10,b 11,b 12,b 14,b 15,b 16,b 17,b 18,b 19,b 2,b 4,b 5,b 6,b 9}
TID 251-300	{s 1,s 24,s 34,s 35,s 47,s 63,s 67,s 75,s 82,s 90,s 102,s 116,s 131,s 181,s 183,s 184,s 185,s 186,s 187,s 188,s 189,s 190,s 191,s 192,s 193,s 194,s 195,s 196,s 197,s 198,s 199,s 200,s 201,s 202,s 203,s 204,s 205,b 1,b 15,b 17,b 18,b 19,b 2,b 3,b 4}

Dari tabel4 diatas merupakan hasil dari transaction ID List[14] yang sudah dibentuk untuk mengelompokkan setiap transaction per jumlah records yang tersedia yaituL mulai dari [15]records TID 1-50, TID 51-100, TID 101-150, TID 151-200, TID 251-300. Ini akan dijadikan sebagai acuan untuk mengolah data untuk mendapatkan assosiasi rule mining.

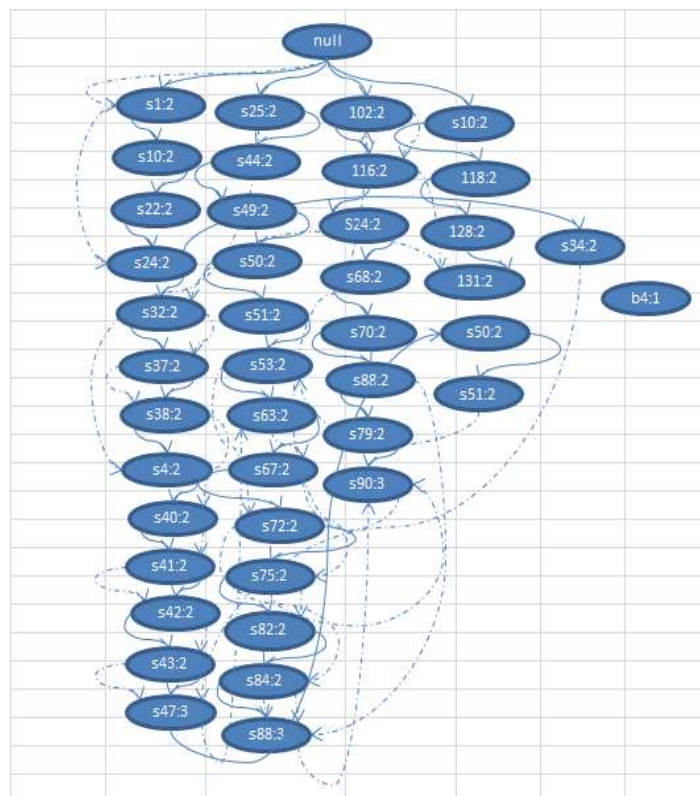
3.3 Penerapan FP-Tree

Tabel 5. Frequent Item Sekolah

No	Nama Item	Frequent	No	Nama Item	Frequent	No	Nama Item	Frequent
1	S1	2	19	s53	2	37	s32	2
2	s10	2	20	s63	2	38	s37	2
3	s22	2	21	s67	2	39	s38	2
4	s24	2	22	s72	2	40	s40	2
5	s32	2	23	s75	2	41	s41	2
6	s37	2	24	s82	2	42	s42	2
7	s38	2	25	s84	2	43	s43	2
8	s4	2	26	s88	3	44	s47	2
9	s40	2	27	s102	2	45	s50	2
10	s41	2	28	s116	2	46	s51	2
11	s42	2	29	s24	2	47	s53	2
12	s43	2	30	s68	2	48	s72	2
13	s47	3	31	s70	2	49	s84	2

14	s25	2	32	s79	2	50	s88	2
15	s44	2	33	s90	3	51	s90	3
16	s49	2	34	s118	2	52	s34	2
17	s50	2	35	s128	2			
18	s51	2	36	s131	2			

Dari hasil frequent item sekolah pada tabel5 dari jumlah data sebanyak 300 records terdapat beberapa item sekolah yang mempunyai frequent sebanyak 3(tiga) kali muncul, dari item sekolah kode s47,s88,s90,s90. Dari item frequent yang muncul 3(tiga) kali ini dapat kita lihat nilai support dan nilai confidence yang didapatkan. Setelah hasil frequent item di dapatkan dilanjutkan dengan melakukan proses pembangunan FP-Tree. Hasil FP-Tree yang dihasilkan dapat dilihat pada gambar3 dibawah ini:



Gambar 3. Fp-Tree Nama Sekolah

Dari FP_Tree diatas terdapat beberapa item/itemset dapat dilihat pada garis simpul FP_Tree yang dihasilkan adalah [16][15][14][14][13][12][11][10] merupakan hasil generate Frequent Itemset pada TID records TID 1-50, TID 51-100, TID 101-150, TID 151-200, TID 251-300 pada tabel4. Dari FP_Tree diatas dibuat kesimpulan bahwa item/itemset yang menghasilkan Frequent Item/Itemset dapat dilihat pada tabel6 dibawah ini:

Tabel 6. Assosiasi Rule Mining Sekolah

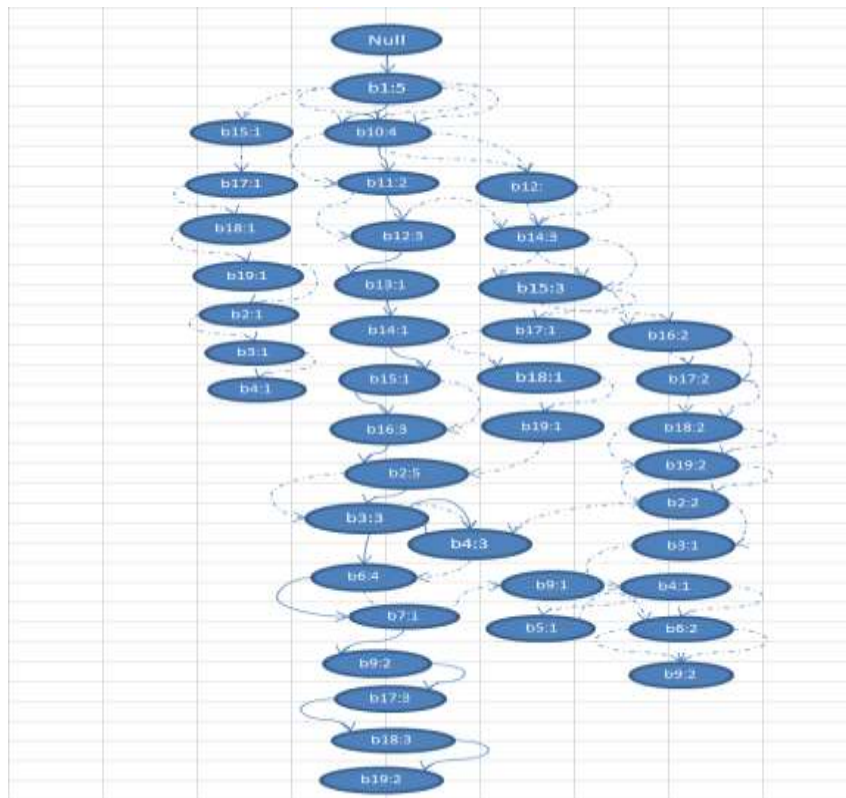
Tabel. Nilai Min Support dan Nilai Min. Confidence Sekolah														
No	Nama Item	Frequent	Min. Support	Min. Confidence	No	Nama Item	Frequent	Min. Support	Min. Confidence	No	Nama Item	Frequent	Min. Support	Min. Confidence
1	s1	2	2%	3%	19	s53	2	2%	3%	37	s32	2	3%	100%
2	s10	2	2%	3%	20	s63	2	2%	3%	38	s37	2	3%	100%
3	s22	2	2%	3%	21	s67	2	2%	3%	39	s38	2	3%	100%
4	s24	2	2%	3%	22	s72	2	2%	3%	40	s40	2	3%	100%
5	s32	2	2%	3%	23	s75	2	2%	3%	41	s41	2	3%	100%
6	s37	2	2%	3%	24	s82	2	2%	3%	42	s42	2	3%	100%
7	s38	2	2%	3%	25	s84	2	2%	3%	43	s43	2	3%	100%
8	s4	2	2%	3%	26	s88	3	3%	53%	44	s47	2	3%	100%
9	s40	2	2%	3%	27	s102	2	2%	3%	45	s50	2	3%	100%
10	s41	2	2%	3%	28	s116	2	2%	3%	46	s51	2	3%	100%
11	s42	2	2%	3%	29	s24	2	2%	3%	47	s53	2	3%	100%
12	s43	2	2%	3%	30	s68	2	2%	3%	48	s72	2	3%	100%
13	s47	3	3%	53%	31	s70	2	2%	3%	49	s84	2	3%	100%
14	s25	2	2%	3%	32	s79	2	2%	3%	50	s88	2	3%	100%
15	s44	2	2%	3%	33	s90	3	3%	53%	51	s90	3	3%	100%
16	s49	2	2%	3%	34	s118	2	2%	3%	52	s34	2	3%	100%
17	s50	2	2%	3%	35	s128	2	2%	3%					
18	s51	2	2%	3%	36	s131	2	2%	3%					

Pada tabel 7 diatas hasil pengolahan data menggunakan FP_Tree generate Frequent Itemset. Hasil Generate Frequent Itemset terdapat hasil assosiasi rule mining untuk kode sekolah min.support 2% dan 3%, sedangkan ununtuk sekolah min confindece dihasilkan 3% dan 53% yang mempunyai peluang sekolah untuk direkomendasikan yang layak dikunjungi oleh tim promosi kampus UMBP. Untuk frequent item kota dapat dilihat pada tabel7 dibawah ini:

Tabel 7. Frequent Item Kota

No	Nama Item	Frequent	No	Nama Item	Frequent
1	b1	5	13	b7	1
2	b10	4	14	b9	3
3	b11	2	15	b17	3
4	b12	4	16	b18	4
5	b13	1	17	b19	3
6	b14	4	18	b20	1
7	b15	4	19	b27	1
8	b16	4	20	b28	1
9	b2	4	21	b30	1
10	b3	3	22	b34	1
11	b4	5	23	b5	2
12	b6	4	24	b8	1

Dari hasil frequent item kota pada tabel5 terdapat beberapa item sekolah yang mempunyai frequent sebanyak 3(tiga) kali muncul, dari item sekolah yakni kode [b1,b4]=5 kali, [b10,b12,b14,b15,b16,b2,b6,b18,]=4 kali, [b3,b9,b17,b19]=3kali, [b11,b5]=2 kali. Selainnya hanya menghasilkan jumlah frequent 1 kali. Kemudian dilanjutkan dengan pembangunan FP=Tree. Hasil dair FP-Tree pada tabel7 dapat dilihat pada gambar4 dibawah ini:



Gambar 4. FP-Tree Kota

Dari FP_Tree diatas terdapat beberapa item dapat dilihat pada garis simpul FP_Tree yang dihasilkan adalah [16][15][14][14][13][12][11][10] merupakan hasil generate Frequent Itemset pada TID records TID 1-50, TID 51-100, TID 101-150, TID 151-200, TID 251-300 pada tabel4. Dari FP_Tree diatas dibuat kesimpulan bahwa item yang menghasilkan Frequent Item/Itemset dapat dilihat pada tabel8 dibawah ini:

Tabel 8. Asosiasi rule mining kota

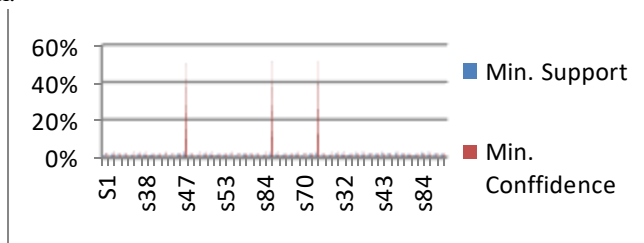
No	Nama Item	Frequent	Min. Support	Min. Confidence
1	b1	5	5%	70%
2	b10	4	20%	35%
3	b11	2	8%	70%
4	b12	4	33%	35%
5	b14	4	20%	35%
6	b15	4	20%	35%
7	b16	4	20%	35%
8	b2	4	20%	35%
9	b3	3	10%	53%
10	b4	5	5%	70%
11	b6	4	20%	35%
12	b9	3	10%	53%
13	b17	3	10%	53%
14	b18	4	20%	35%
15	b19	3	10%	53%
16	b5	2	8%	70%

Pada tabel8 diatas hasil pengolahan data menggunakan FP_Tree Frequent Itemset. Hasil Generate Frequent Itemset terdapat hasil asosiasi rule mining untuk kode sekolah min.support 5%,8%,10%,20% dan 33%, sedangkan unruk

sekolah min conffindece dihasilkan 35% ,53%dan 70% yang mempunyai peluang untuk kota yang direko mendasikan yang layak dikunjungi oleh tim promosi kampus UMBP.

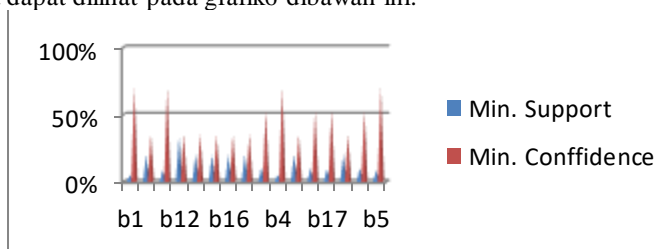
4.4. Grafik

Gambar5 dibawah ini merupakan hasil assosiasi rule mining sekolah [17] yang dibuat ke dalam sebuah grafik dapat dilihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 5. Grafik Sekolah

Dari grafik5 diatas adalah grafik sekolah yang mempunyai nilai support dan confidence yang paling tinggi adalah [s118,s84,s47], ini menyatakan bahwa sekolah tersebut prioritas yang harus dikunjungi oleh tim promosi kampus MBP. Sedangkan grafik untuk kota dapat dilihat pada grafik6 dibawah ini:



Gambar 6. Grafik kota

Dari grafik6 diatas adalah grafik kota yang mempunyai nilai support dan confidence yang paling tinggi adalah [b1,b11,b4dan b5], hal ini menyatakan bahwa item kota kode: [b1,b11,b4 dan b5], tersebut menjadi prioritas yang harus dikunjungi oleh tim promosi kampus MBP.

Tabel 9. Tabel Pemetaan Nama Sekolah dan Kota Rekomendasi Promosi

Kode	Min. Support	Min. Confidence	Nama Sekolah
s1,s10,s22,s24,s32,s37,s38,s4,s40,s41,s42,s43,s25,s44,s49,s50,s51,s53,s63,s67,s72,s75,s82,s84,s102,s116,s68,s70,s79,s118,s128,s131,s47,s50,s51,s53,s88,s90,s34	2%	3%	SMA RAKSANA,SMK KORPRI,SMA NEGERI18 MEDAN,SMA NEGERI 1 KUTALIMBARU,SMKS GAJAH MADA,SMAN1 NAMORAMBE,SMA NEGERI 1 DELITUA,SMK N SARIBUDOLOK,SMKN 2 MEDAN, SMK MULTIKARYA,SMAN 1 SIBOLANGIT,SMKN 7 MEDAN,SMAN1 SUNGGAL,SMAN1,SMKN7 MEDAN,SMAN15,SMKN9 MEDAN,SMAN1 PANCURBATU,SMAS GKPI PADANG BULAN MEDAN,SMKN10 MEDAN,SMKN1 MEDAN,SMA KATHOLIK 1,SMA SWASTA METHODIST BERASTAGI, SMAN1 LAHUSA,SMKN N,SMAN1, SMAN1 SUNGGAL,SMKN2,SMAN5 MEDAN,SMAS NUSANTARA,SMA NEGERI 1 SIMPANG EMPAT,SMK ST NAHANSON,SMK NEGERI 1 LUBUK PAKAM,SMK MARISI MEDAN,SMA BERSAMA,SMA NEGERI 1 STM HILIR,SMK GKPS 1 RAYA
s47,s88,s90	3%	53%	SMAN 15 , SMKN10,SMA N1 LAHUSA

Pada tabel9 diatas menjelaskan tentang hasil pemetaan rekomendasi promosi untuk kode sekolah dan nama sekolah- sekolah yang direkomendasikan untuk melakukan kegiatan promosi ke sekolah sekolah di dalam kota maupun di luar kota Medan. Prioritas yang pertama itu ada di nilai support 3% dan nilai confidence 53% dapat dilihat nama sekolah sekolahnya pada tabel9 diatas, dan prioritas ke dua ada di nilai support 2% dan nilai confidence 3% dapat dilihat pada tabel9 diatas.

Tabel 10. Tabel Pemetaan Nama Sekolah dan Kota Rekomendasi Promosi

Kode	Min.Support	Min. Conffi	Nama Kota
b1,b4	53%	70%	Medan, Nias riau,simalungun,aceh,humang hasudutan/doloksanggul,toba,karo,pancurbatu,
b10,b12,b14b15,b16,b2,b6,b18	20%	35%	Tapsel
b3,b9,b17,b19	10%	53%	sibolangit, binjai, lubuk pakam,delitua
b11,b5	8%	70%	kutalimbaru, sidikalang'

Pada tabel10 diatas menjelaskan tentang hasil pemetaan rekomendasi promosi untuk kode area daerah kota di sekolah-sekolah yang direkomendasikan untuk melakukan kegiatan promosi ke sekolah sekolah di dalam kota maupun di luar kota Medan. Prioritas yang pertama itu ada di nilai support 53% dan nilai confidence 70% dapat dilihat kota sekolah sekolahnya pada tabel10 diatas, dan prioritas ke dua ada di nilai support 20% dan nilai confidence 35% dapat dilihat pada tabel10 diatas. , dan prioritas ke tiga ada di nilai support 10% dan nilai confidence 53% daerah kota dapat dilihat pada tabel10 diatas. , dan prioritas ke empat ada di nilai support 8% dan nilai confidence 70% daerah kota dapat dilihat pada tabel10 diatas.

5.KESIMPULAN

Dari hasil proses out put dari asosiasi rule mining diatas menyatakan hasil pemetaan nilai support dan nilai confidence terhadap beberapa nama sekolah dan kota untuk dijadikan kunjungan prioritas bagi tim promosi. Nama sekolah dan kota yang direkomendasikan dalam pengolahan data menggunakan FP-Tree. Hasil k eputusan pada asosiasi rule mining ini dapat dijadikan acuan sebagai tolak ukur oleh Tim Promosi dalam melaksanakan Promosi ke sekolah sekolah baik di dalam kota maupun diluar kota.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kami ucapkan kepada lembaga universitas mandiri bina prestasi yang telah telah mendukung tim penelitian berupa sarana dan prasarana sehingga terlaksananya penelitian ini dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Fitriani, N. Lelawati, and S. R. Rahayu, "Strategi Promosi Penerimaan Mahasiswa Baru (Penmaru) Um Metro," *J. Lentera Pendidik. Pus. Penelit. Lppm Um Metro*, vol. 6, no. 2, p. 155, 2021, doi: 10.24127/jlpp.v6i2.1809.
- [2] Y. Setyanto, P. T. Anggarina, and A. Valentina, "Branding yang Dilakukan Humas pada Perguruan Tinggi Swasta," *J. Muara Ilmu Sos. Humaniora, dan Seni*, vol. 1, no. 1, p. 171, 2017, doi: 10.24912/jmishumsen.v1i1.347.
- [3] I. Irwan, "Strategi Promosi Dengan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Universitas Harapan Medan)," *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 76–81, 2020, doi: 10.31539/intecomsv3i1.1338.
- [4] I. Zufria, "Penentuan Potensi Lokasi Promosi Calon Mahasiswa Baru Perguruan Tinggi Swasta Berbasis Ahp (Analytical Hierarchy Process)," *JISTech*, vol. 3, no. 1, 2018.
- [5] S. H. Sapturo and H. Hengki, "Analisis Pengaruh Biaya Perkuliahan, Biaya Promosi dan Faktor Eksternal (Uncontrollable) Terhadap Penerimaan Jumlah Mahasiswa Baru di Kampus STMIK Atma Luhur Pangkalpinang," *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 5, no. 1, pp. 8–13, 2016, doi: 10.32736/sisfokom.v5i1.193.
- [6] L. Sembiring, A. Pinem, and J. Perangngangin, "FP _ Tree Patterns of Using Social Media (Social Media) in E-Commerce Transactions," vol. 13, no. 03, pp. 1055–1064, 2023.
- [7] W. Tarigan, L. Sembiring, H. Silalahi, and I. Sembiring, "Mapping patterns of the spread of covid-19 in medan city in efforts to improve health service actions to communities exposed to the covid-19 virus Using the apriori algorithm method," vol. 5, no. 36, pp. 1294–1304, 2021.
- [8] A. Sentimen, T. Opini, M. Terkait, and P. Daring, "Sentiment Analysis Of Student Opinion Related To Online Learning Using Naïve Bayes Classifier Algorithm And SVM With Adaboost On Twitter Social Media," vol. 20, no. 2, pp. 187–201, 2023, doi: 10.31515/telematika.v20i2.8827.
- [9] A. Nugroho Susanto Putro and R. Indra Gunawan, "Implementasi Algoritma FP-Growth untuk Strategi Pemasaran Ritel Hidroponik (Studi Kasus :PT. HAB)," *J. Buana Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 11–18, 2019.
- [10] A. R. Wibowo and A. Jananto, "Implementasi Data Mining Metode Asosiasi Algoritma FP-Growth Pada Perusahaan Ritel," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 2, p. 200, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i2.2585.

- [11] T. Marzuqah, I. Permana, and M. Afdal, "Penerapan Algoritma FP-Growth Pada Pencarian Hubungan Waktu Pembelian Dan Barang yang Dibeli Untuk Strategi Promosi Penjualan," vol. 10, no. 3, 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i3.6347.
- [12] S. Lismardiana, T. Thamrin, and T. Wanra, *Data Mining Implementasi Algoritma Apriori dan FP_Growth*. Eureka Media Aksara, 2022.
- [13] W. N. Setyo and S. Wardhana, "Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth," *Petir*, vol. 12, no. 1, pp. 54–63, 2019, doi: 10.33322/petir.v12i1.416.
- [14] S. P. Tamba, A. W. Tan, Y. Gunawan, and A. Andreas, "Penerapan Data Mining Untuk Pembuatan Paket Promosi Penjualan Menggunakan Kombinasi Fp-Tree Dan Tid-List," *J. Tek. Inf. dan Komput.*, vol. 4, no. 2, p. 201, 2021, doi: 10.37600/tekinkom.v4i2.309.
- [15] Y. Li and S. Yin, "Mining Algorithm for Weighted FP-Growth Frequent Item Sets based on Ordered FP-Tree," *Int. J. Eng. Manag. Res.*, vol. 09, no. 05, pp. 154–158, Oct. 2019, doi: 10.31033/ijemr.9.5.22.
- [16] B. Mulyawan, Vionelsy, and T. Sutrisno, "Product recommendation system on building materials shopping using FP-Growth algorithm," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 1007, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/1007/1/012144.
- [17] T. Liu, "The New Algorithms of Weighted Association Rules based on Apriori and FP-Growth Methods," *TELKOMNIKA Indones. J. Electr. Eng.*, vol. 12, no. 5, pp. 4071–4078, 2014, doi: 10.11591/telkommika.v12i5.4770.