

Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen

Sindy Genjang Setyorini¹, Mustakim² Jeni Adhiva³, Shinta Ayunda Putri⁴

^{1,2,3,4} Puzzle Research Data Technology Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau,

^{1,2,3,4} Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau,

Jl.HR. Soebrantas No.155 Simpang Baru, Tampan, Pekanbaru, Riau – Indonesia 28293
e-mail: ¹sindygenjang99@gmail.com, ²mustakim@uin-suska.ac.id, ³jeniadhiva@gmail.com,
⁴shintaitkhtiar@gmail.com

Abstrak

Industri furniture adalah salah satu sektor yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia. Salah satu perusahaan yang bergerak disektor ini yaitu PT. Citra Mustika Pandawa. Perusahaan ini berupaya untuk meningkatkan layanan dalam memasarkan produk, seperti dalam hal mengetahui produk mana yang banyak terjual serta dibeli secara bersamaan oleh pelanggan. Tujuannya adalah agar perusahaan lebih memaksimalkan baik dari segi kualitas maupun kuantitas produk yang banyak terjual dipasaran. Untuk mengetahui hal tersebut diperlukan suatu teknik, salah satunya yaitu dengan menerapkan teknik data mining ke dalam data transaksi penjualan produk. Tujuan diterapkannya data mining adalah untuk menemukan pola atau aturan tertentu antara item satu dengan item lainnya sehingga menghasilkan suatu informasi baru. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk menemukan kombinasi pola barang yaitu Market Basked Analysis dengan algoritma Frequent Pattern Growth atau FP Growth. Percobaan terbaik diperoleh dengan menggunakan nilai support dan confidence sebesar 30% dan 50% menghasilkan 4 rules dengan 5 items produk, Produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan pada PT. Citra Mustika Pandawa adalah Lemari Es 1P, Rak TV Asia Jaya, Led 32", Rak Piring Asia Jaya, dan Meja Makan Elite.

Kata kunci : FP-Growth ,Aturan Asosiasi ,Data Mining, Furniture.

Abstract

The furniture industry is a sector that plays important role in the Indonesian economy. One of the companies engaged in this sector, namely PT. Citra Mustika Pandawa. This company seeks to improve services in marketing products, such as in terms of knowing which products are being sold and bought simultaneously by customers. The goal is for the company to maximize both the quality and quantity of products that are sold in the market. To find out this, a technique is needed, one of which is by applying data mining techniques to product sales transaction data. The purpose of implementing data mining is to find certain patterns or rules between one item and another to produce new information. One method that can be used to find a combination of item patterns is Market Basked Analysis with the Frequent Pattern Growth algorithm or FP Growth. The best experiment was obtained by using support and confidence values is 30% and 50% resulting 4 rules with 5 product items, Products that are often purchased simultaneously by customers at PT. Citra Mustika Pandawa is one door fridge, Asia Jaya's TV Rack, LED 32 Inch, Asia Jaya's Dish Rack, and Elite Dining Table.

Keywords : FP-Growth, Association Rules, Data Mining, Furniture.

1. Pendahuluan

Industri furniture adalah salah satu sektor yang merupakan sumber utama pendapatan negara yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia. Industri furniture ini berkembang sangat pesat serta pemerintah juga sudah memprioritaskan perkembangan industri furnitur untuk ekspor ke luar negeri agar dapat berdaya saing melalui kebijakan strategi[1]. Industri mebel tiap tahun mengalami peningkatan karena memberikan desain interior dan nilai artistik yang memberikan kenyamanan tersendiri dalam menunjang berbagai aktifitas[2]. PT. Citra Mustika Pandawa adalah salah satu perusahaan yang ada di Pekanbaru, Riau. Perusahaan ini bergerak dalam bidang furniture, yang menjual berbagai perabotan dalam rumah tangga seperti, sofa, tv, rak piring, lemari dan sebagainya. Produsen perusahaan perlu menciptakan inovasi layanan terbaik dalam memasarkan produk, dengan melakukan identifikasi

karakteristik pelanggan membuat perusahaan dalam penyediaan rekomendasi produk agar tepat sasaran[3].

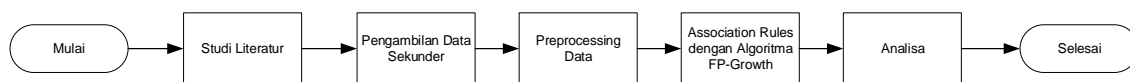
Banyak perusahaan kesulitan dalam menentukan produk yang lebih diminati oleh pelanggan serta produk yang sering dibeli secara bersamaan oleh pelanggan dalam satu transaksi. Kurangnya pemahaman tentang hal tersebut maka perusahaan furniture diberikan suatu rekomendasi tentang melihat pola produk yang paling diminati pelanggan menggunakan metode data mining[4][5]. *Data mining* berisi pencarian informasi baru dengan mencari pola atau aturan tertentu dalam menemukan pola hubungan antara item satu dengan item lainnya digunakan salah satu metode data mining yaitu Association Rule [6][7]. Ada beberapa algoritma pada metode asosiasi salah satunya yaitu algoritma *FP-Growth* [8][9]. *Frequent Pattern Growth(FP-Growth)* merupakan suatu algoritma yang dapat menentukan *frequent itemset* pada dataset. Penelitian yang dilakukan oleh Syukra, dkk pada tahun 2019 tentang memenuhi kebutuhan konsumen dalam menentukan strategi penjualan sehingga dapat menentukan pola hubungan dengan menerapkan algoritma K-Medoids untuk *clustering* pada *FP-Growth* dalam menghasilkan *rules* rekomendasi produk pada jumlah dataset yang besar sehingga dapat memberikan rekomendasi teknik/cara baru pada pihak 212 Mart dalam penentuan promosi produk[10].

Penelitian yang dilakukan oleh Sepri, D. & Afdal, M pada tahun 2017 menerapkan perbandingan algoritma *FP-Growth* dan Apriori dalam mencari pola sasaran daerah strategis dalam pengenalan sekolah, hasil yang diperoleh dari penelitian tersebut adalah hasil algoritma *FP-Growth* lebih baik dibandingkan dengan algoritma Apriori dengan pengujian nilai minimum *support* 0.05 dan *confidence* 0.7 karena pada algoritma *FP-Growth* dapat melakukan pencarian *frequent itemset* menggunakan *FP-Tree* sehingga tidak memerlukan *scan database* jika kombinasi *itemset* sudah ditemukan sebelumnya[11]. Selain itu, Maulidiya, H. & Jananto, A pada tahun 2020 juga menerapkan perbandingan algoritma *FP-Growth* dengan algoritma Apriori sebagai penentuan paket sembako dan pola transaksi pada Kopkartex(Koperasi Karyawan Texmaco) dengan hasil penelitian algoritma *FP-Growth* tiga kali lebih besar dibanding akurasi algoritma Apriori karena algoritma *FP-Growth* membentuk 3 kombinasi item menggunakan *evaluation Phase* sehingga didapat tingkat akurasi sebesar 284%[12]. Penelitian lain oleh Mustakim, dkk tahun 2018 menerapkan perbandingan algoritma *FP-Growth* dan Apriori untuk menentukan tata letak dan ketersediaan barang, adapun hasil dari penelitian ini, algoritma *FP-Growth* lebih efektif dalam menghasilkan aturan asosiasi dan pola belanja konsumen yang informatif[13].

Berdasarkan pembahasan yang telah dipaparkan sebelumnya, pada penelitian ini akan mengangkat topik penentuan pola pembelian furnitur pada PT. Citra Mustika Pandawa dengan algoritma *FP-Growth*. PT.Citra Mustika Pandawa masih menggunakan perhitungan manual hal itu tentunya berpengaruh pada penyimpanan data karena kurang efektif dalam memperkirakan pola pembelian konsumen, Maka dari itu diperlukan perhitungan algoritma *FP-Growth* untuk merekomendasikan barang yang sering dibeli oleh pelanggan sehingga dapat memperkirakan stok barang[10][11].

2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahapan-tahapan diantaranya seperti: Perencanaan dan Studi Literatur, Pengambilan data, Analisa, dan Pembahasan. Tahapan awal yaitu Pengambilan data. Data yang digunakan merupakan data sekunder, data transaksi penjualan furnitur pada PT. Citra Mustika Pandawa yang berjumlah 483 *record* dengan menggunakan *tools Ms. Excel* dan *Rapid Miner*. Tahapan preprocessing data akan dilakukan pembersihan data, normalisasi dan transformasi data. Tahapan selanjutnya Pengolahan data dengan algoritma *FP-Growth*, Penelitian ini menggunakan salah satu metode algoritma data mining untuk mengolah data agar dalam merekomendasikan perusahaan. Algoritma yang digunakan adalah algoritma asosiasi *FP-growth* karena selain dapat menentukan kemunculan produk yang saling terkait juga dapat memberikan rekomendasi bagi produk-produk saling terkait yang mungkin akan dibeli oleh pelanggan dan peletakan barang dirak perusahaan, lalu akan di analisa menentukan pola pembelian konsumen dan selesai. Berikut merupakan tahapan penelitian ini pada gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

2.1. Association Rule

Association Rules merupakan salah satu teknik data mining yang menemukan hubungan asosiasi antara data dan menyimpulkan *rules* yang terbentuk dari data-data yang ada. Aturan asosiasi sering digunakan untuk dapat mengetahui hubungan antar *item*[14][9]. Fungsi aturan asosiasi yaitu menemukan pola-pola, asosiasi, hubungan antara data dan menemukan fakta yang belum diketahui atau tidak diperhatikan oleh suatu perusahaan tersebut[15][16].

Aturan asosiasi didapat dengan melakukan pencarian *frequent itemset* yang merupakan kombinasi paling umum dalam itemset dan harus memenuhi syarat minimal *support* dan minimum *confidence*[15]. Untuk mengetahui pentingnya aturan asosiasi dapat menggunakan *support* dan *confidence*[16].

- a) *Support* merupakan ukuran seberapa dominan suatu barang dalam seluruh transaksi[14]. Untuk mendapatkan nilai *Support* dari *item* dapat digunakan Persamaan 1.

$$Support(A, B) = P(A \cap B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung Item A Item B}}{\text{Total Transaksi}} \times 100\% \dots\dots\dots (1)$$

- b) *Confidence* adalah suatu ukuran yang menunjukkan hubungan antar dua item secara *conditional* (berdasarkan suatu kondisi tertentu)[5]. Persamaan 2 adalah menghitung nilai *confidence* sedangkan persamaan 3 digunakan untuk menghitung *lift ratio*.

$$Confidence(A \rightarrow B) = P(A|B) = \frac{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung Item A dan Item B}}{\text{Jumlah Transaksi yang mengandung Item A}} \times 100\% \quad (2)$$

$$Lift Ratio = \frac{Confidence(A, B)}{\text{Nilai Patokan Confidence}(A, B)} \dots\dots\dots (3)$$

2.2. Algoritma FP-Growth

FP-Growth adalah salah satu alternatif algoritma yang dapat digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*frequent itemset*) dalam sebuah kumpulan data[3][11]. *FP-Growth* menggunakan pendekatan yang berbeda dari paradigma yang digunakan pada algoritma Apriori[17]. Pendekatan *FP-Growth* dirancang untuk melakukan penambangan guna menemukan *itemset* yang sering muncul dalam analisis keranjang pasar (*Market Basket Analysis*). Dalam membangun *FP-Tree* tidaklah mahal secara komputasi, namun jika ke basis data melibatkan ribuan *item* maka pohon yang terbentuk menjadi besar.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menerapkan menggunakan asosiasi dengan algoritma *FP-Growth* dalam menganalisa data penjualan barang *furniture* di PT Citra Mustika Pandawa cabang Pekanbaru. Analisa menggunakan algoritma *FP-Growth* digunakan untuk mendapatkan pola hubungan antar produk atau barang yang sering di beli oleh pelanggan. Untuk menemukan pola dari sebuah algoritma yang menjadi dasar dari algoritma – algoritma yang lain yaitu *frequent pattern growth*[7]. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 483 *record* merupakan data tahun 2018, dengan data sample berjumlah 20 *record*. Adapun pengumpulan data dengan melakukan pengambilan data sekunder. Tabel 1 menunjukkan dataset PT.Citra Mustika Pandawa.

Tabel 1. Dataset PT.Citra Mustika Pandawa

<i>Id</i> transaksi	Tanggal transaksi	<i>Item</i> pembelian
001	10/01/18	Playstation 2, Rak Tv Asia Jaya, Led 32"
002	11/01/18	AC 1 PK, Meja Makan Rumah Mebel, Lemari Es 1P
003	13/01/18	Lemari Hias Viano, Lemari Pakaian 3P, Sofa Minimalis
004	13/01/18	AC 1 PK, Bed Sorong Uk.120x200, Dispenser Tcl, Kursi Dea Jati Hongkong, Mesin Cuci 2T
005	15/01/18	Lemari Es 1P, Mesin Cuci 2T, Kitchen Set
....
<i>Id</i> transaksi	Tanggal transaksi	<i>Item</i> pembelian
483	30/12/18	Home Theater LG DH 6340 H, Rak Piring Fadhill Kaca, S.Bed Newborn Uk.160x200, Kitchen Set

3.2. Pre-Processing

Pre-Processing merupakan tahap awal dataset akan dilakukan pembersihan data, data yang akan dibersihkan yakni data transaksi penjualan furnitur. Atribut yang dilakukan transformasi yakni atribut item, proses transformasi dilakukan dengan membuat atribut baru item menjadi atribut khusus nama-nama *item*/produk yang menjadi *record* data pada atribut sebelumnya, lalu memisahkan data yang lebih dari satu item dan melakukan pengisian data pada atribut – atribut baru dengan mengisi 1 jika melakukan transaksi dan 0 jika tidak melakukan transaksi. Tabel 2 Hasil Transformasi Data.

Tabel 2. Hasil Transformasi Data

No.	Id transaksi	AC1	AC2	AV	BB	BS	U
1	001	0	0	0	0	0	0
2	002	1	0	0	0	0	0
3	003	0	0	0	0	0	0
4	004	1	0	0	0	1	0
5	005	0	0	0	0	0	1
....
483	483	0	0	0	9	0	1

Keterangan:

- Id* transaksi merupakan nomor faktur dari pembeli
- AC1, AC2, AV, BB, BS, Dll merupakan barang yang dijual PT.Citra Mustika Pandawa cabang Pekanbaru
- 0 menandakan bahwa barang tersebut tidak dibeli oleh pembeli
- 1 menandakan bahwa barang tersebut dibeli oleh pembeli

3.3. Data Mining dengan Algoritma FP-Growth

Penelitian ini menggunakan *Data Mining* aturan asosiasi dengan algoritma *FP-Growth* yakni perhitungan manual menggunakan data sampel berjumlah 20 *record* dan akan dilakukan pengolahan data menggunakan *tools rapid miner* menggunakan keseluruhan dataset berjumlah 483 *record*. Untuk menemukan pola pembelian dan rekomendasi item/produk dalam meletakkan suatu barang di rak digunakan sebuah algoritma frequent pattern growth (*FP-Growth*). Frekuensi kemunculan tiap *item*/produk dengan menggunakan data sampel dapat dilihat pada tabel 3 *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*.

Tabel 3 *Frequent Pattern Growth (FP-Growth)*

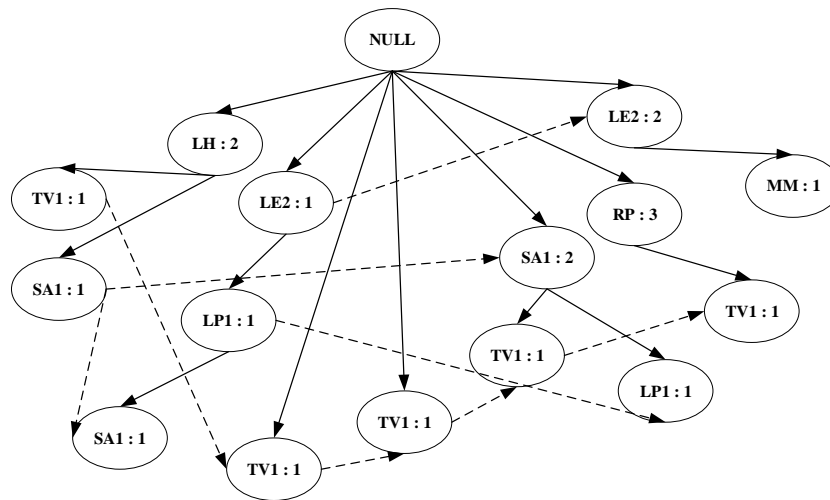
Item	Frekuensi
LP1	5
MM	4
SA1	4
TV1	4
LE1	3
LH	3
RP	3

Berdasarkan frekuensi kemunculan, didapat *item* yang memiliki frekuensi di atas *support count* = 20% adalah (LP1, MM, SA1, TV1, LE2, LH, RP) maka kelima *item* inilah yang akan berpengaruh dan dimasukkan pada *FP-tree* dapat dilihat pada tabel 4 Pembentukan *FP-Tree*.

Tabel 4. Pembentukan *FP-Tree*

TID	Id transaksi	Transaksi
1	001	{LH,SA1}
2	002	{LE2}
3	005	{LH, TV1}
4	006	{RP, TV1}
5	008	{LP1}
6	009	{RP,TV1}
7	011	{RP}
8	012	{SA1, TV1}
9	014	{TV1}
10	016	{LE2, MM}
11	017	{LE2, LP1, SA1}
12	018	{SA1,LP1}
13	019	{LP1}
14	020	{LH}

Dari tabel 2 di atas, selanjutnya yang dilakukan adalah membentuk jalur *FP-Tree*. Dimana hasil pembentukan jalur 1 sampai 14 dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 2. Jalur *FP-Tree*

3.4. Penerapan *FP-Growth*

Pencarian itemset yang sering dibeli bersamaan oleh pelanggan menggunakan algoritma *FP-Growth* dilakukan dengan 3 tahapan utama yaitu:

a. Tahap Pembangkitan *Conditional Pattern Base*

Conditional Pattern Base merupakan *subdatabase* yang berisi *prefix path* (lintasan *prefix*) dan *suffix pattern* (pola akhiran). Pembangkitan *conditional pattern base* didapatkan melalui *FP-tree* yang telah dibangun sebelumnya dapat dilihat pada tabel 5 Hasil *Conditional Pattern Base*.

Suffix	<i>Conditional Pattern Base</i>
SA1	{{(LH:1), (LE, LP1:1)}}
LP1	{{(LE:1), (SA1: 1),(2)}}
TV1	{{(LH:), (SA1:), (RP: 1), (1)}}
MM	{{(LE: 1)}}
LE2	{{(2), (1)}}
RP	{{(3)}}
LH	{{(2)}}

b. Tahap Pembangkitan *Conditional FP-Tree*

Pada tahap ini, *support count* dari setiap *item* pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, lalu setiap *item* yang memiliki jumlah *support count* lebih besar sama dengan minimum *support count* akan dibangkitkan dengan *conditional FP-Tree* berikut tabel 6 Hasil *Conditional FP-Tree*.

<i>Conditional FP-Tree</i>
{{(LH:1), (LE, LP1:1)}}
{{(LE:1), (SA1: 1),(2)}}
{{(LH:), (SA1:), (RP: 1), (1)}}
{{(LE: 1)}}
{ LE2 (2), (1)}
{RP (3)}
{LH (2)}

3.5. Tahap Pencarian *Frequent Itemset*

Tahapan selanjutnya adalah mencari *Frequent Itemset* dengan mencari *single path* lalu dikombinasikan dengan item yang ada pada *Conditional FP-Tree*. Berikut tabel 7 Hasil *Frequent itemset*.

Tabel 7. Hasil *Frequent itemset*

Suffix	Frequent itemset
RP	{RP}, {RP, TV1}
LH	{LH}, {LH, SA1}, {LH, TV1}
LE2	{LE2}, {LE2, MM}, {LE2, LP1, SA1}
TV1	{TV1}, {LH, TV1}, {RP, TV1}, {SA1, TV1}
SA1	{SA1}, {SA1, LP1}, {SA1, TV1}, {LH, SA1}, {LE2, LP1, SA1}
MM	{MM}, {LE2, MM}
LP1	{LP1}, {SA1, LP1}, {LE2, LP1, SA1}

Selanjutnya merumuskan *rule* dengan *Support* dan *Confidence*. Dari data sampel ada 19 *itemset* yang dihasilkan pada tabel, tidak semua dihitung karena *rule* yang dihasilkan yakni jika membeli barang A, maka akan membeli barang B. Oleh karena itu *itemset* yang dihitung minimal berisi dua *item*. Perhitungan dilakukan berdasarkan persamaan (1) dan persamaan (2) Perhitungan nilai *support* dari *itemset* (RP, TV1) yaitu:

$$\text{Support (RP} \rightarrow \text{TV1)} = \frac{2}{14} \times 100 \% = 14,28 \%$$

$$\text{Support (TV1} \rightarrow \text{RP)} = \frac{2}{14} \times 100 \% = 14,28 \%$$

Perhitungan dilakukan berdasarkan persamaan (2.3) yaitu:

$$\text{Confidence (RP} \rightarrow \text{TV1)} = \frac{2}{3} \times 100 \% = 66,6 \%$$

$$\text{Confidence (TV1} \rightarrow \text{RP)} = \frac{2}{3} \times 100 \% = 66,6 \%$$

Pada penelitian ini akan dibentuk *Association Rules* data transaksi penjualan *furniture* dan elektronik yang berjumlah 483 *record* data menggunakan nilai minimal *support* 30% dan *confidence* 50% karena akan menghasilkan sedikit *rules* dan hasil akurasi akan lebih baik[11]. Ada 4 *rules* yang dihasilkan dan 5 *item/produk* yang paling sering dibeli oleh pelanggan serta saling berhubungan pada PT.Citra Mustika Pandawa cabang Pekanbaru yaitu LEMARI ES 1P(LE1), RAK TV ASIA JAYA(RTV), LED 32"(TV1), RAK PIRING ASIA JAYA(RP), dan MEJA MAKAN ELITE(MM) pada tabel 8 Hasil *Frequent itemset*.

Tabel 8. Hasil *Frequent itemset*

Minimum Support	Minimum Confidence	Premises	Conclusion	Support	Confidence
30%	50%	LE1	MM	0.077	0.552
		RTV	TV1	0.087	0.553
		TV1	RTV	0.087	0.575
		RP	MM	0.114	0.579

Berdasarkan ketentuan nilai *Support* 30% dan *Confidence* 50%, berikut adalah *rule-rule* yang terbentuk dengan nilai minimum *support* 30%, yaitu :

- Jika pelanggan membeli produk LEMARI ES 1P maka dia juga akan membeli produk MEJA MAKAN ASIA JAYA dengan nilai keyakinan (*Confidence*) 55,2%.
- Jika pelanggan membeli produk RAK TV ASIA JAYA maka dia juga akan membeli produk LED 32" dengan nilai keyakinan (*Confidence*) 55,3%.
- Jika pelanggan membeli produk LED 32" maka dia juga akan membeli produk RAK TV ASIA JAYA dengan nilai keyakinan (*Confidence*) 57,5%.
- Jika pelanggan membeli produk RAK PIRING ASIA JAYA maka dia juga akan membeli MEJA MAKAN ASIA JAYA dengan nilai keyakinan (*Confidence*) 57,9%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dipaparkan pada sebelumnya dapat di simpulkan bahwa pola hubungan yang di dapat dari data transaksi penjualan pada PT. Citra Mustika Pandawa cabang Pekanbaru menghasilkan 4 *rule* menggunakan minimum *support* 30%, dengan nilai minimum *confidence* 50% ada 5 *item/produk* yang saling berhubungan yakni: LEMARI ES 1P(LE1), RAK TV ASIA JAYA(RTV), LED 32"(TV1), RAK PIRING ASIA JAYA(RP), dan MEJA MAKAN ELITE(MM) dan *rules* yang didapatkan sangat bermanfaat bagi perusahaan, karena dengan mengetahui *item/produk* yang sering dibeli oleh pelanggan bisa menjadi rekomendasi perusahaan dalam meletakkan *item/produk* pada rak secara berdekatan

Daftar Pustaka

- [1] G. H. Putra, "Efektivitas Ruang Dalam Rumah Tipe 36 Ditinjau Dari Perletakkan Perabot Terhadap Ruang Gerak Penghuni," *E-Journal Grad. Unpar*, Vol. 1, No. 2, Pp. 75–89, 2014.
- [2] S. Rony, "Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Clustering Untuk Menentukan Strategi Promosi Mahasiswa Baru (Studi Kasus : Politeknik Lp3i Jakarta)," *J. Lentera Ict*, Vol. 3, No. 1, Pp. 76–92, 2016.
- [3] S. Gupta And R. Mamtora, "A Survey On Association Rule Mining In Market Basket Analysis," *Int. J. Inf. Comput. Technol.*, Vol. 4, No. 4, Pp. 409–414, 2014, [Online]. Available: [Http://www.lrphouse.com/ljict.htm](http://www.lrphouse.com/ljict.htm).
- [4] O. Ben Akpoyomare, L. P. K. Adeosun, And R. A. Ganiyu, "The Influence Of Product Attributes On Consumer Purchase Decision In The Nigerian Food And Beverages Industry: A Study Of Lagos Metropolis," *Am. J. Bus. Manag.*, Vol. 2, No. 1, P. 196, 2013, Doi: 10.11634/216796061706211.
- [5] R. K. Soni, P. N. Gupta, And P. A. Sinhal, "An Fp-Growth Approach To Mining Association Rules," *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, Vol. 2, No. February, Pp. 1–5, 2013.
- [6] A. Ikhwan, D. Nofriansyah, And Sriani, "Penerapan Data Mining Dengan Algoritma Fp-Growth Untuk Mendukung Strategi Promosi Pendidikan (Studi Kasus Kampus Strmik Triguna Dharma)," *Saintikom*, Vol. 14, No. 3, Pp. 211–226, 2015.
- [7] J. Matematika *Et Al.*, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth Untuk Market Basket Analysis Fathimah Fatihatul, Atje Setiawan, Rudi Rosadi," *Jatinagor Univ. Padjadjaran*, Pp. 1–8, 2011, [Online]. Available: [Https://www.academia.edu/4758451/Asosiasi_Data_Mining_Menggunakan_Algoritma_Fp-Growth_Untuk_Market_Basket_Analysis](https://www.academia.edu/4758451/Asosiasi_Data_Mining_Menggunakan_Algoritma_Fp-Growth_Untuk_Market_Basket_Analysis).
- [8] H. D. Anggraeni, R. Saputra, And B. Noranita, "Aplikasi Data Mining Analisis Data Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori (Studi Kasus Di Apotek Setya Sehat Semarang)," *J. Masy. Inform.*, Vol. 4, No. 7, Pp. 1–8, 2013, Doi: 10.14710/Jmasif.4.7.1-8.
- [9] S. Sidhu, U. Kumar Meena, A. Nawani, H. Gupta, And N. Thakur, "Fp Growth Algorithm Implementation," *Int. J. Comput. Appl.*, Vol. 93, No. 8, Pp. 6–10, 2014, Doi: 10.5120/16233-5613.
- [10] I. Syukra, A. Hidayat, And M. Z. Fauzi, "Implementation Of K-Medoids And Fp-Growth Algorithms For Grouping And Product Offering Recommendations," *Indones. J. Artif. Intell. Data Min.*, Vol. 2, No. 2, P. 107, 2019, Doi: 10.24014/ljaidm.V2i2.8326.
- [11] H. Maulidiya, A. Jananto, G. Special, I. A. Bawang, M. Sedap, And M. Asosiasi, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Sebagai Dasar Pertimbangan Penentuan Paket Sembako," Pp. 978–979, 2020.
- [12] D. Sepri, M. Afdal, And S. Riau, "Analisa Dan Perbandingan Metode Algoritma Apriori Dan Fp-Growth Untuk Mencari Pola Daerah Strategis Pengenalan Kampus Studi Kasus Di Stkip Adzka Padang," *J. Sist. Inf. Kaputama*, Vol. 1, No. 1, 2017.
- [13] Mustakim *Et Al.*, "Market Basket Analysis Using Apriori And Fp-Growth For Analysis Consumer Expenditure Patterns At Berkah Mart In Pekanbaru Riau," *J. Phys. Conf. Ser.*, Vol. 1114, No. 1, 2018, Doi: 10.1088/1742-6596/1114/1/012131.
- [14] M. M. Degree, C. Science, And A. C. Lecture, "Data Mining : Concepts And," Vol. 05, P. 703, 2012, [Online]. Available: [Https://scholar.google.ru/scholar?hl=ru&as_sdt=0%2c5&q=data+mining%3a+the+textbook&btnq=](https://scholar.google.ru/scholar?hl=ru&as_sdt=0%2c5&q=data+mining%3a+the+textbook&btnq=)
- [15] Azhari And Anshori, "Pendekatan Aturan Asosiasi Untuk Analisis Pergerakan Saham," *Knowl. Creat. Diffus. Util.*, Vol. 2009, No. Semnasif, Pp. 183–189, 2009.
- [16] L. C. A. M. C And A. K. D, "Market Basket Analysis For A Supermarket Based On Frequent Itemset Mining," *Int. J. Comput. Sci. Issues*, Vol. 9, No. 5, Pp. 257–264, 2012.
- [17] T. Rachim And I. Setiawan, "The Effects Of Product Attributes And Pricing Policy To Netbook Purchase Decision : (Case Study Of Universitas Widyatama Students)," *Int. J. Sci. Res.*, Vol. 3, No. 4, Pp. 522–527, 2014, [Online]. Available: www.ljsr.net.