

Pemilihan Promosi Perawatan Kecantikan Berdasarkan Pola Pemesanan Pelanggan dengan Menggunakan Algoritma *FP-Growth*

Zyhan Faradila Daldiri⁻¹, Ionia Veritawati⁻²
Univeristas Pancasila^{-1,2}

email : zyhanfaradilla1308@gmail.com⁻¹, ^{2*}ionia.veritawati@univpancasila.ac.id⁻²

Abstract—Klinik perawatan kecantikan di Indonesia seperti *Impressions Clinic* yang menyediakan berbagai jenis perawatan memiliki permasalahan pada persaingan bisnis dan dalam menjalankan promosi masih menggunakan cara manual dengan langsung memilih jenis perawatan yang ada sehingga kurang efektif dalam strategi pemasarannya. Hal tersebut menyebabkan penurunan pendapatan karena berkurangnya pelanggan lama yang kembali ke *Impressions Clinic*. Untuk mempertahankan pelanggan, diperlukan strategi pemasaran yang lebih efektif, dengan melakukan promosi yang diambil dari jenis perawatan yang sering dipilih pelanggan menjadi satu paket perawatan. Algoritma *FP-Growth* digunakan untuk menentukan jenis perawatan yang sering dipilih pelanggan dengan mengatur nilai *confidence* minimum 75%, dan *support* minimum 2%, untuk mendapatkan hasil terbaik menggunakan aplikasi berbasis web. Hasil penelitian yang diperoleh yaitu jenis perawatan *Thread Lift Mono 30*, *Filler Treatment*, *Laneu Gold Mask*, *Laneu Glowing V Shape Mask*, *Botulinum toxin*, *Infusion Whitening* dan *PDO Thread Lift* yang dapat dijadikan acuan dalam promosi jenis perawatan sebagai paket perawatan di *Impressions Clinic*.

Kata Kunci : Algoritma *FP-Growth*, Aplikasi Berbasis Web, Jenis Perawatan, Perawatan Kecantikan, Promosi

1. PENDAHULUAN

Kecantikan merupakan bagian dari penampilan yang memerlukan perawatan untuk menunjukkan identitas atau kepribadian dari kaum Wanita sehingga tampil lebih bersih dan menarik. Usaha untuk melakukan perawatan wajah merupakan satu usaha yang positif dan memiliki prospek yang cerah untuk peluang bisnis dalam hal perawatan kecantikan [1].

Perkembangan dunia bisnis terkait kecantikan menuntut klinik untuk menjadi lebih kreatif dalam melayani pelanggan, di antaranya menawarkan produk atau jasa yang menarik. Peran pelanggan sangat dibutuhkan karena menjadi sumber keuntungan dalam penjualan pada perusahaan Klinik kecantikan

menyediakan berbagai jenis perawatan kecantikan yang dapat menjaga tubuh agar tampak menarik. Munculnya berbagai klinik perawatan kecantikan yang sejenis dapat memberikan dampak kepada para pelanggan atau konsumen agar lebih selektif dalam memilih klinik perawatan kecantikan. Pelanggan akan kembali memakai produk atau jasa apabila pelanggan tersebut sudah merasa puas terhadap pelayanan yang sudah disajikan. Apalagi jika suatu perusahaan berusaha untuk memberikan pelayanan terbaiknya, pasti pelanggan tersebut akan semakin merasa senang. Dan pelanggan tersebut juga akan menceritakan kepada masyarakat lainnya untuk sama-sama menggunakan produk atau jasa yang telah digunakannya, ini merupakan salah satu bentuk dari pemasaran mulut ke mulut. Perkembangan dunia bisnis yang pesat di Indonesia salah satunya di bidang kecantikan. Kondisi ini ditandai dengan ramainya persaingan usaha di bidang kecantikan. Meningkatnya kebutuhan lahiriah manusia yaitu selalu ingin tampil sempurna dalam berbagai keadaan. Hal tersebut menjadi pendorong bisnis kecantikan untuk terus berkembang pesat karena permintaan kecantikan terus bertambah [2].

Salah satu klinik kecantikan yang bernama *Impressions Body Care Center* yang berlokasi di Puri Indah Jakarta Barat merupakan klinik yang menyediakan berbagai jenis perawatan. Klinik *Impressions* tersebut mengalami penurunan pendapatan. Hal ini membuat pemilik Klinik *Impressions* berfikir untuk mencari cara agar pendapatannya dapat kembali meningkat dan menarik minat pelanggan lama untuk kembali melakukan perawatan di *Impressions Clinic*.

Terkait permasalahan yang ada, diperlukan strategi pemasaran yang lebih efektif untuk melihat minat pelanggan Klinik *Impressions* yang ingin melakukan perawatan kecantikan. Strategi pemasaran yang digunakan adalah dengan membuat promosi seperti paket, iklan, dan potongan harga. Dalam hal ini juga perlu

diketahui jenis perawatan apa saja yang dapat dijadikan acuan dalam promosi sehingga mendapatkan minat bagi pelanggan lama untuk kembali melakukan perawatan di *Impressions Clinic*.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Syaiful Zufri dan Amelia Nastuti, bertujuan untuk membuat paket hemat bagi pelanggan dengan melihat *item* yang sering dibeli. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah menemukan kombinasi paket hemat dari *item-item* yang sering dibeli pelanggan dengan menggunakan metode Algoritma *FP-Growth* [3]. Penelitian yang dilakukan oleh Sigit Kurniawan, Windu Gata, dan Hari Wiyana juga bertujuan untuk menemukan data dalam promosi dengan hasil yang didapatkan yaitu diperoleh aturan asosiasi (*association rules*) antar produk yang dapat dijadikan promosi menggunakan metode algoritma *FP-Growth* [4].

Berdasarkan penelitian sebelumnya maka pada penelitian ini diambil teknik data mining dengan menggunakan algoritma *FP-Growth* sebagai salah satu cara untuk menemukan jenis perawatan kecantikan yang dapat dibuat untuk strategi pemasaran *Impressions Clinic*. Dengan melihat data transaksi penjualan untuk mengetahui pola pesanan pelanggan dalam memilih jenis perawatan yang sering muncul atau dipesan. Hasil pengelolaan data transaksi penjualan dengan perhitungan algoritma *FP - Growth* akan digunakan sebagai acuan dalam melakukan promosi jenis perawatan yang tersedia di *Impressions Body Care Center*.

Tujuan penelitian ini adalah menentukan paket perawatan untuk promosi di *Impressions Clinic*, agar menarik minat pelanggan lama untuk datang kembali ke *Impressions Clinic* untuk melakukan perawatan. Ruang lingkup penelitian ini adalah menentukan jenis perawatan kecantikan yang dapat diperoleh dari data transaksi penjualan *Impressions Clinic* menggunakan perhitungan Algoritma *FP-Growth*, untuk menghasilkan asosiasi jenis perawatan kecantikan yang sering dipesan oleh pelanggan, yang memenuhi nilai *support* minimum dan *confidence* minimum yang ditentukan.

Perawatan Kecantikan dan Promosi

Perawatan kecantikan merupakan perawatan wajah pada tubuh agar tampak lebih menarik, bersih dan sehat. Perawatan merupakan suatu upaya atau tindakan yang dilakukan untuk meningkatkan, menjaga dan memelihara kesehatan, kecantikan serta memelihara keremajaan kulit wajah dan tubuh [5].

Promosi adalah suatu cara yang dilakukan oleh perusahaan untuk meningkatkan penjualan dan suatu cara agar produk dapat dikenal oleh konsumen. Promosi bertujuan mendorong agar konsumen membeli produk

dan membangun loyalitas terhadap produk dari perusahaan bersangkutan [6].

Data Mining dan Association Rules

Data mining atau sering disebut *knowledge discovery in database* (KDD) adalah suatu kegiatan yang meliputi pengumpulan penggunaan data historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam data yang besar [7]. *Association rules* adalah teknik *data mining* juga dikenal sebagai analisis keranjang belanja, adalah teknik analisis yang umum digunakan untuk memeriksa isi keranjang belanja pelanggan di lingkungan supermarket. Teknik ini untuk menemukan aturan asosiasi antar kombinasi *itemset* yang meliputi dua tahap. Tahap tersebut adalah menemukan kombinasi *itemset* yang paling sering muncul dan mendefinisikan kondisi dan hasil yang biasanya berupa “jika...maka...” yang merupakan pengetahuan yang dihasilkan dari fungsi *Association rules* (aturan asosiasi) [8]. Pada *Association rules* digunakan perhitungan *support* dan *confidence*.

Support adalah nilai yang menggambarkan seberapa sering sebuah *itemset* ada dalam semua transaksi. Untuk menghitung nilai *support* sebuah *itemset* digunakan Rumus (1).

$$Support(A) = \frac{Total\ Transaction\ A}{Total\ Transaction} \times 100 \quad (1)$$

Keterangan:

Support (A) = nilai *Support* 1

Untuk nilai *support* dari 2 *itemset* diperoleh dari rumus (2).

$$Support(A \cap B) = \frac{Total\ Transaction\ A\ and\ B}{Total\ Transaction} \times 100\% \quad (2)$$

Keterangan:

Support (A∩B) = nilai *Support* dari 2 *itemset* atau lebih.

Confidence adalah nilai yang menunjukkan hubungan antar *itemset*, yaitu seberapa sering *itemset* B muncul pada transaksi yang mengandung *itemset* A. Untuk menghitung nilai *confidence* digunakan Rumus (3).

$$Confidence(A \rightarrow B) = P(B) = \frac{Total\ Transaction\ A\ and\ B}{Total\ Transaction\ A} \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan:

A and B = kombinasi *Itemset*
A = *Itemset* kesatu

Lift ratio

Lift ratio merupakan nilai yang menunjukkan keabsahan proses transaksi dan memberikan informasi apakah benar produk A dibeli bersamaan dengan produk B. *Lift ratio* juga dapat digunakan sebagai ukuran untuk mengevaluasi kebenaran suatu aturan asosiasi melalui perbandingan antara nilai *confidence* suatu hubungan *itemset* dengan nilai *support* (B) [9]. Dengan catatan, jika nilai *lift ratio* >1 maka menunjukkan manfaat dari aturan asosiasi yang dihasilkan. Semakin tinggi nilai *lift ratio* maka semakin besar kekuatan asosiasinya [10]. *Lift ratio* dapat diperoleh dengan rumus (4).

$$Lift\ ratio = \frac{Confidence}{Support\ (B)} \times 100 \quad (4)$$

Keterangan:

Support (B) = nilai *Support Itemset* kedua

Algoritma FP-Growth

Algoritma *FP-Growth* merupakan salah satu algoritma yang merupakan bagian dari aturan teknik asosiasi yang bertujuan untuk mencari dan menentukan suatu data yang sering muncul dalam suatu data set [11]. Langkah-langkah pada algoritma ini adalah sebagai berikut:

- Menentukan *Support Minimum*
Parameter *support* minimum digunakan untuk membatasi frekuensi kejadian atau jumlah *support* yang harus dipenuhi agar dapat digunakan sebagai aturan. *Support* minimum dapat ditentukan oleh peneliti.
- Menentukan *Itemset*
Ordered itemset merupakan data yang telah diurutkan berdasarkan frekuensi tertinggi.
- Membuat *FP-Tree*
FP-Tree dibangun dengan memetakan setiap data transaksi ke dalam setiap jalur tertentu dalam *FP-Tree*
- Membuat *Conditional Pattern Base* berdasarkan *FP-Tree*
- Membuat *Conditional FP-Tree*
Pada tahap ini, jumlah *support* setiap *itemset* pada setiap *conditional pattern base* dijumlahkan, kemudian setiap *itemset* yang memiliki jumlah *support* lebih besar atau sama dengan jumlah *support* minimum akan dibangun *conditional FP-Tree* [12].
- Menentukan Pola Frekuensi
Jika *conditional FP-Tree* merupakan jalur tunggal, maka pola frekuensi diperoleh dengan

menggabungkan *item* untuk setiap *conditional FP-Tree* [10].

2. METODE PENELITIAN

Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Menyiapkan data transaksi perawatan dari Klinik Tayangan selama 1 tahun terakhir yaitu bulan September 2021 sampai dengan bulan Agustus 2022 sebanyak 99 data transaksi
- Menerapkan metode algoritma *FP-Growth* dengan manual perhitungan menggunakan Ms. Excel.
- Menentukan *association rule*
- Menentukan paket perawatan

Penerapan metode algoritma *FP-Growth* adalah sebagai berikut:

- Melakukan transformasi masing-masing data transaksi ke dalam format sesuai dengan algoritma *FP-Growth* dengan cara mengganti nama jenis perawatan dengan singkatan nama perawatan, kemudian memasukkannya ke dalam data transaksi (Tabel 1).

Tabel 1. Data Transaksi

Kode Transaksi	Kode Pembeli	Tanggal	Transaksi
T001	P001	09/01/2021	VRL
T002	P002	09/03/2021	Filler, Infusion, Mono 3O, Glowing
T003	P003	09/04/2021	Slim Treat, Glowing
T004	P004	09/06/2021	COG
T005	P005	09/06/2021	Slim Treat, Glowing
T006	P006	09/08/2021	Filler, LPG
T007	P007	18/9/2021	Filler, COG, Glowing
T008	P008	20/9/2021	Botox, Mono 3O
T009	P009	27/9/2021	Mono 3O
T010	P010	30/9/2021	CO2, Profacial
T011	P011	10/01/2021	SPM, Profacial, BFCCG, Glowing
T012	P012	10/04/2021	Filler, Glowing
T013	P013	10/12/2021	VRL
T014	P014	14/10/2021	PCL, Botox
T015	P015	19/10/2021	COG, Profacial
T016	P016	19/10/2021	COG, PCL, Mono 3O
T017	P017	28/10/2021	CO2, Profacial, Glowing
T018	P018	28/10/2021	PCL, PDO, Glowing
T019	P019	29/10/2021	CIT, Glowing
T020	P020	30/10/2021	Profacial
...			
T098	P080	29-08-22	CIT, CO2
T099	P081	31-08-22	VRL

- Menghitung jumlah frekuensi dan nilai *support* dari setiap data transaksi jenis perawatan yang ada, kemudian menentukan nilai *support* minimum untuk mengevaluasi jenis perawatan yang tidak memenuhi *support* minimum. Pada penelitian ini *support* minimum yang digunakan adalah 2. Kemudian hasil yang diperoleh dari nama perawatan ada pada Tabel 2.

Tabel 2. Nama Perawatan *Support* Minimum $\geq 2\%$ atau 2

Nama Perawatan	Jumlah	Support
Mono 3O	24	24,242
Glowing	18	18,182
Filler	16	16,162
PCL	12	12,121
Botox	11	11,111
PDO	8	8,08
PICO	8	8,08
Booster	7	7,07
Messo	7	7,07
Profocial	7	7,07
CO2	6	6,06
Gold	6	6,06
Infus	6	6,06
Slim Treat	5	5,05
VRL	5	5,05
Detox	4	4,04
Integral	4	4,04
SPM	4	4,04
Wrapping	4	4,04
COG	4	4,04
LPG	3	3,03
CIT	2	2,02
BFCG	2	2,02
Derma	2	2,02
Duolift	2	2,02
Green	2	2,02
SHR	2	2,02
SPA	2	2,02

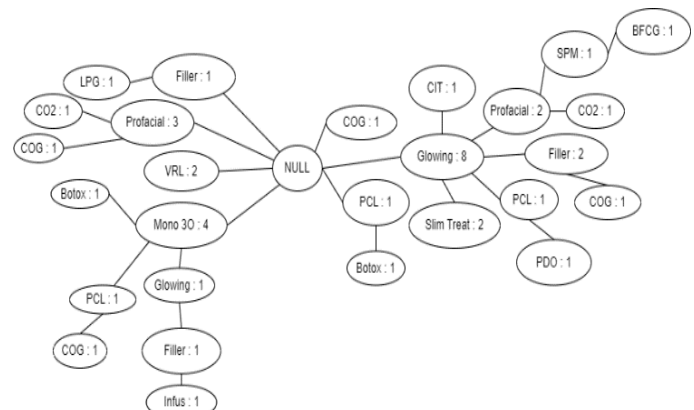
- Data transaksi diurutkan berdasarkan nama perawatan yang mempunyai nilai frekuensi tertinggi yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Data Transaksi yang Diurutkan

Kode Transaksi	Tanggal	Transaksi
T001	09/01/2021	VRL
T002	09/03/2021	Mono 3O, Glowing, Filler, Infusion
T003	09/04/2021	Glowing, Slim Treat
T004	09/06/2021	COG
T005	09/06/2021	Glowing, Slim Treat

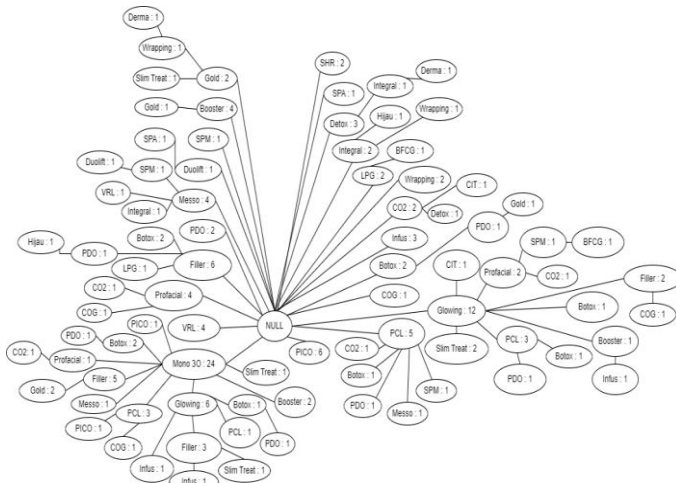
Kode Transaksi	Tanggal	Transaksi
T006	09/08/2021	Filler, LPG
T007	18/9/2021	Glowing, Filler, COG
T008	20/9/2021	Mono 3O, Botox
T009	27/9/2021	Mono 3O
T010	30/9/2021	Profacial, CO2
T011	10/01/2021	Glowing, Profacial, SPM, BFCG
T012	10/04/2021	Glowing, Filler
T013	10/12/2021	VRL
T014	14/10/2021	PCL, Botox
T015	19/10/2021	Profacial, COG
T016	19/10/2021	Mono 3O, PCL, COG
T017	28/10/2021	Glowing, Profacial, CO2
T018	28/10/2021	Glowing, PCL, PDO
T019	29/10/2021	Glowing, CIT
T020	30/10/2021	Profocial
...		
T098	29-08-22	CO2, CIT
T099	31-08-22	VRL

- *FP-Tree* dibuat dari setiap data transaksi yang diurutkan. Dimulai dari transaksi ke-1 hingga transaksi ke-99 seperti pada contoh berikut, *FP-Tree* untuk transaksi ke-20 ditunjukkan pada Gambar 1.

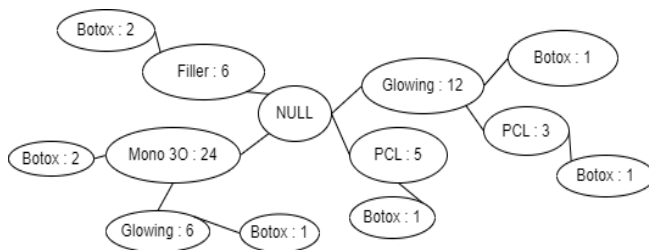


Gambar. 1. Transaksi *FP-Tree* T020

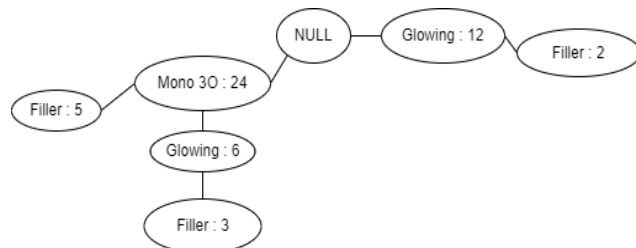
- Selanjutnya, *FP-Tree* dihasilkan pada transaksi ke-99 seperti ditunjukkan pada Gambar 2.
- Membangkitkan *conditional pattern base FP-Tree* yang telah dibuat dengan menggabungkan nama-nama perawatan yang diperoleh dari setiap jenis perawatan yang ada. Ada 26 kombinasi *FP-Tree* yang terjadi dan sampel kombinasi *FP-Tree* yang paling relevan diambil seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3 – Gambar 4.



Gambar 2. Transaksi FP-Tree T099



Gambar 3. Hasil Kombinasi Botox FP-Tree



Gambar 4. Hasil Kombinasi Filler FP-Tree

- Setelah memeriksa kombinasi FP-Tree dari sufiks untuk jenis perawatan di atas, hasil *conditional pattern base* diperoleh seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Conditional Pattern Base

NO	ITEM-SET	CONDITIONAL PATTERN BASE
1	Derma	{Gold, Wrapping: 1}, {Detox, Integral: 1}
2	Slim Treats	{Gold: 1}, {Mono 30, Glowing, Filler: 1}, {Mono 30: 1}, {Glowing: 2}
3	BFCG	{LPG: 1}, {Glowing, Profacial, SPM: 1}
4	CIT	{CO2: 1}, {Glowing: 1}
5	Detox	{CO2: 1}
6	Gold	{Botox, PDO: 1}, {Mono 30, Filler: 2}, {Booster: 1}
7	CO2	{Profacial: 1}, {Mono 30, Profacial: 1}, {Glowing, Profacial: 1}, {PCL: 1}

NO	ITEM-SET	CONDITIONAL PATTERN BASE
8	COG	{Profacial: 1}, {Mono 30, PCL: 1}, {Glowing, Filler: 1}
9	Hijau	{Filler, PDO: 1}, {Integral: 1}
10	Botox	{Filler: 2}, {Glowing: 1}, {Glowing, PCL: 1}, {PCL: 1}, {Mono 30, Glowing: 1}, {Mono 30: 2}
11	LPG	{Filler: 1}
12	PDO	{Mono 30, Glowing, Botox: 1}, {Mono 30, Botox: 1}, {Glowing, PCL: 1}, {PCL: 1}, {Filler: 1}, {Botox: 1}
13	PCL	{Mono 30, Glowing: 1}, {Mono 30: 3}, {Glowing: 3}
14	Infus	{Mono 30, Glowing: 1}, {Mono 30, Glowing, Filler: 1}, {Glowing, Booster: 1}
15	Messo	{Mono 30: 1}, {PCL: 1}
16	Booster	{Mono 30: 2}, {Glowing: 1}
17	PICO	{Mono 30: 1}, {Mono 30, PCL: 1}
18	SPM	{PCL: 1}, {Glowing, Profacial: 1}, {Messo: 1}
19	Integral	{Messo: 1}, {Detox: 1}
20	VRL	{Messo: 1}
21	Duolift	{Messo, SPM: 1}
22	SPA	{Duolift: 1}
23	Wrapping	{Integral: 1}, {Gold: 1}
24	Profacial	{Mono 30: 1}, {Glowing: 2}
25	Fillers	{Mono 30, Glowing: 3}, {Mono 30: 5}, {Glowing: 2}
26	Glowing	{Mono 30: 6}

- Menghasilkan *conditional FP-Tree* dari kombinasi yang sama dari setiap jenis perawatan. Kemudian hasil *conditional FP-Tree* diperoleh pada Tabel 5.

Tabel 5. Conditional FP-Tree

NO	ITEM-SET	CONDITIONAL FP-TREE
1	Derma	{Gold, Wrapping: 1}, {Detox, Integral: 1}
2	Slim Treats	{Gold: 1}, {Mono 30, Glowing, Filler: 1}, {Mono 30: 2}, {Glowing: 3}
3	BFCG	{LPG: 1}, {Glowing, Profacial, SPM: 1}
4	CIT	{CO2: 1}, {Glowing: 1}
5	Detox	{CO2: 1}
6	Gold	{Botox, PDO: 1}, {Mono 30, Filler: 2}, {Booster: 1}, {Mono 30: 2}, {Filler: 2}
7	CO2	{Profacial: 3}, {Mono 30, Profacial: 1}, {Glowing, Profacial: 1}, {PCL: 1}
8	COG	{Profacial: 1}, {Mono 30, PCL: 1}, {Glowing, Filler: 1}
9	Hijau	{Filler, PDO: 1}, {Integral: 1}

NO	ITEM-SET	CONDITIONAL FP-TREE
10	Botox	{Filler: 2}, {Glowing: 3}, {Glowing, PCL: 1}, {PCL: 2}, {Mono 3O, Glowing: 1}, {Mono 3O: 3}
11	LPG	{Filler: 1}
12	PDO	{Mono 3O, Glowing, Botox: 1}, {Mono 3O, Botox: 2}, {Glowing, PCL: 1}, {PCL: 2}, {Filler: 1}, {Botox: 3}, {Mono 3O: 2}, {Glowing: 2}
13	PCL	{Mono 3O, Glowing: 1}, {Mono 3O: 4}, {Glowing: 4}
14	Infus	{Mono 3O, Glowing: 2}, {Mono 3O, Glowing, Filler: 1}, {Glowing, Booster: 1}, {Mono 3O: 2}, {Glowing: 3}
15	Messo	{Mono 3O: 1}, {PCL: 1}
16	Booster	{Mono 3O: 2}, {Glowing: 1}
17	PICO	{Mono 3O: 2}, {Mono 3O, PCL: 1}
18	SPM	{PCL: 1}, {Glowing, Profacial: 1}, {Messo: 1}
19	Integral	{Messo: 1}, {Detox: 1}
20	VRL	{Put: 1}
21	Duolift	{Set, SPM: 1}
22	SPA	{Duolift: 1}
23	Wrapping	{Integral: 1}, {Gold: 1}
24	Profacial	{Mono 3O: 1}, {Glowing: 2}
25	Fillers	{Mono 3O, Glowing: 3}, {Mono 3O: 8}, {Glowing: 5}
26	Glowing	{Mono 3O: 6}

Pada Tabel 5, yang dicetak tebal adalah hasil kombinasi *itemset* yang memiliki nilai < 2 sehingga dapat dieliminasi atau dihilangkan. Dalam menentukan *frequent itemset*, diambil hasil yang memiliki nilai ≥ 2 dan menggabungkan nama perawatan yang ada dengan kombinasi yang dihasilkan dari *conditional FP-Tree* yang tidak dieliminasi. Hal tersebut dapat dilihat pada hasil Tabel 6.

Tabel 6. Pattern Frequent yang Dihasilkan

NO	ITEMSET	PATTERN FREQUENT
2	Slim Treat	{Slim Treat, Mono 3O: 2}, {Slim Treat, Glowing: 3}
6	Gold	{Gold, Mono 3O, Filler: 2}, {Gold, Mono 3O: 2}, {Gold, Filler: 2}
7	CO2	{CO2, Profacial: 3}
10	Botox	{Botox, Filler: 2}, {Botox, Glowing: 3}, {Botox, PCL: 2}, {Botox, Mono 3O: 3}
12	PDO	{PDO, Mono 3O, Botox: 2}, {PDO, PCL: 2}, {PDO, Botox: 3}, {PDO, Mono 3O: 2}, {PDO, Glowing: 2}
13	PCL	{PCL, Mono 3O: 4}, {PCL, Glowing: 4}
14	Infus	{Infus, Mono 3O, Glowing: 2}, {Infus, Mono 3O: 2}, {Infus, Glowing: 3}

NO	ITEMSET	PATTERN FREQUENT
16	Booster	{Booster, Mono 3O: 2}
17	PICO	{PICO, Mono 3O: 2}
24	Profacial	{Profacial, Glowing: 2}
25	Filler	{Filler, Mono 3O, Glowing: 3}, {Filler, Mono 3O: 8}, {Filler, Glowing: 5}
26	Glowing	{Glowing, Mono 3O: 6}

Teknik evaluasi menggunakan *lift ratio* yang dihasilkan dan nilai *confidence* untuk mengetahui keabsahan hasil yang diperoleh sehingga dapat dikatakan bahwa hasil tersebut relevan untuk dijadikan acuan dalam permasalahan yang ada. *Lift ratio* yang ditentukan harus memiliki nilai > 1 untuk keabsahannya dan nilai *confidence* yang ditetapkan adalah 75%. Maka hasil asosiasi yang diperoleh dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Tabel Hasil Asosiasi dengan Nilai Confidence Minimum 75%

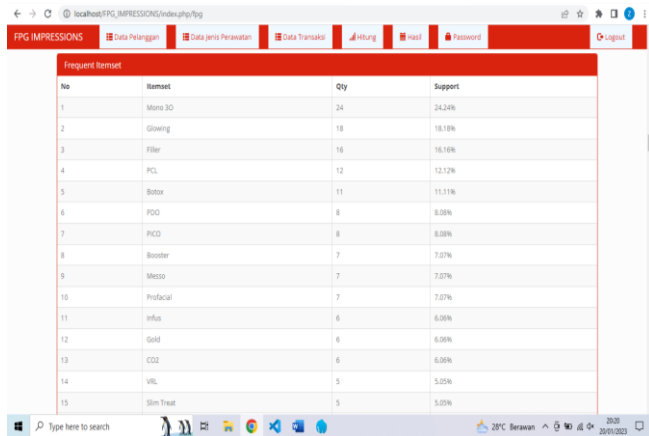
ATURAN ASOSIASI	SUPPORT	CONFIDENCE	LIFT RATIO
If the customer orders the Gold, Mono 3O treatment, then the customer also orders the Filler treatment	2.02	100	6,187
If the customer orders the Gold, Filler treatment, then the customer also orders the Mono 3O treatment	2.02	100	4,125
If the customer orders the PDO, Mono 3O treatment, then customer also orders the Botox treatment	2.02	100	9
If the customer orders the Infusion treatment, Mono 3O, then the customer also orders the Glowing treatment	2.02	100	5,5

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada implementasi ini, *source code* diambil dari github (<https://github.com/SianaAdira/fpgrowth>) sebagai contoh pembuatan aplikasi berbasis web untuk perhitungan algoritma *FP-Growth*. Source code kemudian dikembangkan sesuai fitur yang dibutuhkan.

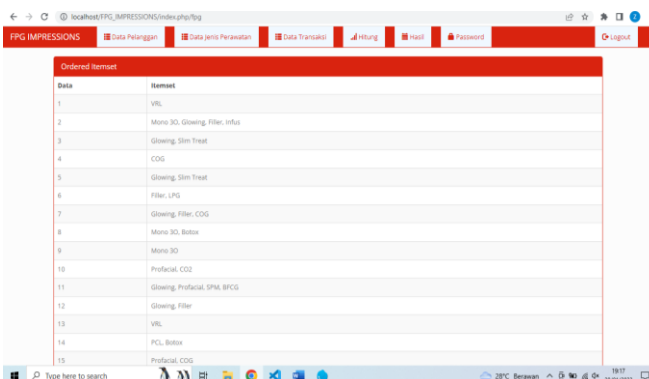
Implementasi Output

Output implementasi aplikasi berbasis web untuk perhitungan *FP-Growth* dalam menentukan jenis perawatan di *Impressions Clinic* dapat dilihat sebagai berikut.



No	Itemset	Qty	Support
1	Mono 3D	24	24,24%
2	Glowing	18	18,18%
3	Filter	16	16,16%
4	PCL	12	12,12%
5	Botol	11	11,11%
6	PGD	8	8,08%
7	PGD	8	8,08%
8	Booster	7	7,07%
9	Mesin	7	7,07%
10	Profilak	7	7,07%
11	Infus	6	6,06%
12	Gold	6	6,06%
13	CO2	6	6,06%
14	VRL	5	5,05%
15	Slim Treat	5	5,05%

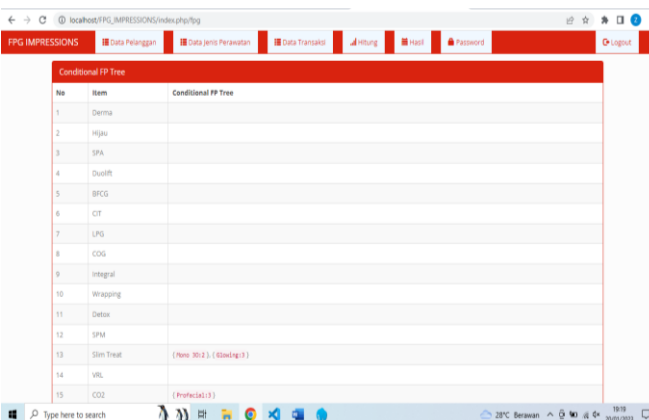
Gambar 5. Tampilan Proses Perhitungan *FP-Growth* (Frequent Itemset)



No	Itemset
1	VRL
2	Mono 3D, Glowing, Filter, Infus
3	Glowing, Slim Treat
4	CO2
5	Glowing, Slim Treat
6	Filter, LPG
7	Glowing, Filter, CO2
8	Mono 3D, Botol
9	Mono 3D
10	Profilak, CO2
11	Glowing, Profilak, SPM, BFCG
12	Glowing, Filter
13	VRL
14	PCL, Botol
15	Profilak, CO2

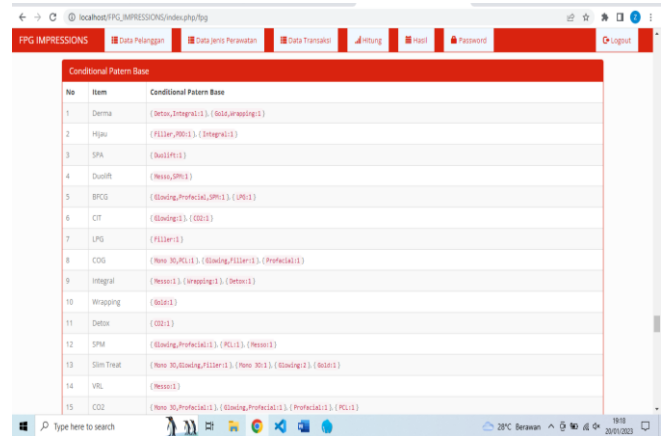
Gambar 6. Proses Perhitungan *FP-Growth* (Ordered Itemset)

Gambar 5 menunjukkan proses perhitungan *FP-Growth*, yaitu *frequent itemset* atau jumlah *frequent items* yang muncul pada *itemset* yang ada dan nilai *support* yang dihasilkan. Gambar 6 menunjukkan proses perhitungan *FP-Growth*, yaitu *ordered itemset* atau *itemset* yang telah diurutkan berdasarkan hasil kemunculan *frequent itemset* terbesar.



No	Item	Conditional FP Tree
1	Derma	
2	Hijau	
3	SPA	
4	DuoRit	
5	BFCG	
6	CTT	
7	LPG	
8	CO2	
9	Integral	
10	Wrapping	
11	Detox	
12	SPM	
13	Slim Treat	(New 30.2) (Glowing3)
14	VRL	
15	CO2	(Profilak3)

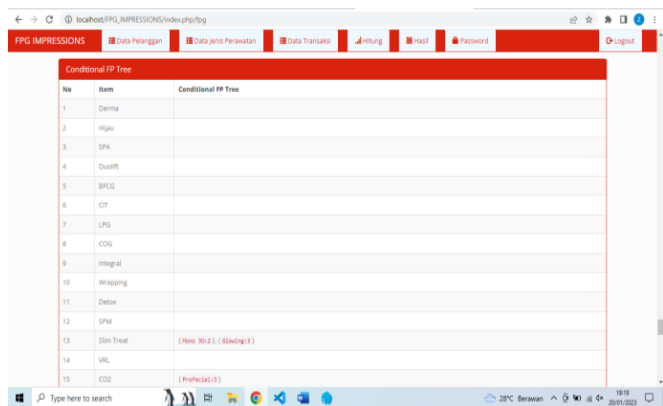
Gambar 7. Tampilan Proses Perhitungan *FP-Growth* (*FP-Tree*)



No	Item	Conditional Pattern Base
1	Derma	(Setor,Integral3) (Botol,Wrapping3)
2	Hijau	(Filter,PGD3) (Integral3)
3	SPA	(Botol,PGD3)
4	DuoRit	(Mesin,SPM3)
5	BFCG	(Glowing,Profilak3,SPM3) (PGD3)
6	CTT	(Glowing3) (CO23)
7	LPG	(Filter3)
8	CO2	(New 30,PGD3) (Glowing,Filter3) (Profilak3)
9	Integral	(Mesin3) (Wrapping3) (Detox3)
10	Wrapping	(Botol3)
11	Detox	(CO23)
12	SPM	(Glowing,Profilak3) (PGD3) (Mesin3)
13	Slim Treat	(New 30,Glowing,Filter3) (New 30.2) (Glowing3) (Botol3)
14	VRL	(Mesin3)
15	CO2	(New 30,Profilak3) (Glowing,Profilak3) (Profilak3) (PGD3)

Gambar 8. Tampilan Proses Perhitungan *FP-Growth* (Conditional Pattern Base)

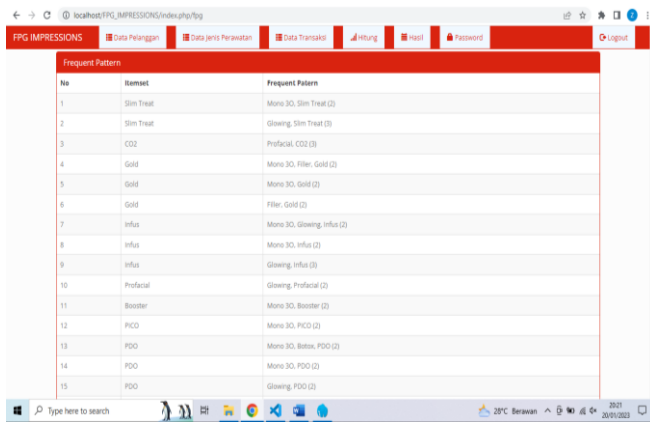
Gambar 7 menunjukkan proses perhitungan *FP-Growth*, yaitu bagian *FP-Tree* atau pembentukan pohon berdasarkan hasil *itemset* yang telah diurutkan. Gambar 8 memperlihatkan proses perhitungan *FP-Growth* yaitu *conditional pattern base* atau pembentukan kombinasi *itemset* berdasarkan hasil *FP-Tree* yang diperoleh.



No	Item	Conditional FP Tree
1	Derma	
2	Hijau	
3	SPA	
4	DuoRit	
5	BFCG	
6	CTT	
7	LPG	
8	CO2	
9	Integral	
10	Wrapping	
11	Detox	
12	SPM	
13	Slim Treat	(New 30.2) (Glowing3)
14	VRL	
15	CO2	(Profilak3)

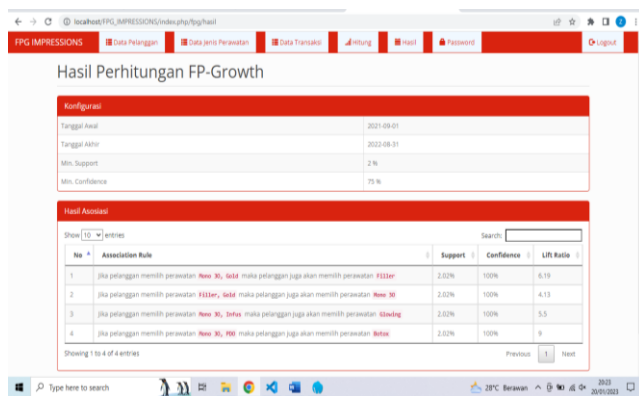
Gambar 9. Tampilan Proses Perhitungan *FP-Growth* (Conditional *FP-Tree*)

Gambar 9 menunjukkan proses perhitungan *FP-Growth* yaitu *conditional FP-Tree* atau pembentukan kombinasi *itemset* berdasarkan hasil *Conditional Pattern Base* yang memiliki *itemset* yang sama dan mengeliminasi hasil kombinasi *itemset* yang memiliki nilai *support* kurang dari yang ditentukan. Gambar 10 menunjukkan proses perhitungan *FP-Growth*, yaitu bagian *frequent pattern* atau pembentukan kombinasi *itemset* berdasarkan hasil *conditional FP-Tree* yang diperoleh.



No	Itemset	Frequent Pattern
1	Slim Treat	Mono 3D, Slim Treat (2)
2	Slim Treat	Glowing, Slim Treat (3)
3	CO2	Profacial, CO2 (3)
4	Gold	Mono 3D, Filler, Gold (2)
5	Gold	Mono 3D, Gold (2)
6	Gold	Filler, Gold (2)
7	Inflax	Mono 3D, Glowing, Inflax (2)
8	Inflax	Mono 3D, Inflax (2)
9	Inflax	Glowing, Inflax (3)
10	Profacial	Glowing, Profacial (2)
11	Booster	Mono 3D, Booster (2)
12	PICO	Mono 3D, PICO (2)
13	PDO	Mono 3D, Botox, PDO (2)
14	PDO	Mono 3D, PDO (2)
15	PDO	Glowing, PDO (2)

Gambar 10. Proses Perhitungan FP-Growth (Frequent Pattern)



No	Association Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	Jika pelanggan memilih perawatan: New X6, Gold maka pelanggan juga akan memilih perawatan: Killer	2.02%	100%	5.19
2	Jika pelanggan memilih perawatan: Killer, Gold maka pelanggan juga akan memilih perawatan: New X6	2.02%	100%	4.13
3	Jika pelanggan memilih perawatan: New X6, Botox maka pelanggan juga akan memilih perawatan: Glowing	2.02%	100%	5.5
4	Jika pelanggan memilih perawatan: New X6, PICO maka pelanggan juga akan memilih perawatan: Botox	2.02%	100%	9

Gambar 11. Hasil Perhitungan FP-Growth



Impression BODYCARE CENTER

Username

Password

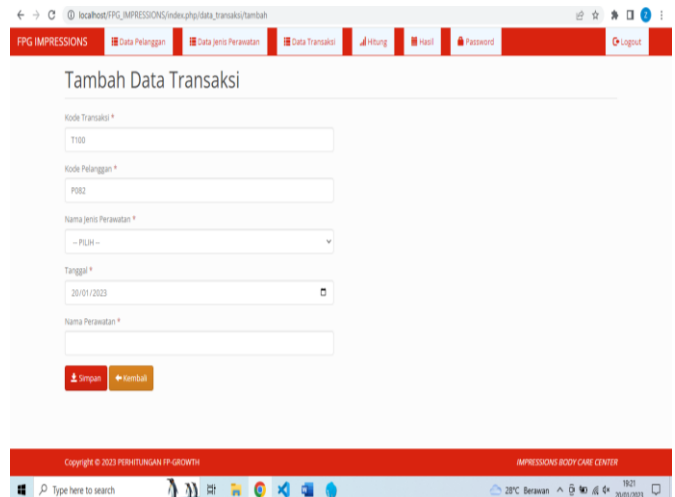
Login

Gambar 12. Tampilan Login

Gambar 11 menunjukkan hasil perhitungan FP-Growth yang meliputi hasil Association Rule (aturan asosiasi), nilai Support, nilai Confidence, dan nilai Lift ratio. Gambar 12 adalah tampilan awal untuk login ke sistem Impression Clinic. Tampilan login yang terdiri dari pengisian username dan password. Pada login ini hanya dapat diakses oleh admin yang memiliki username dan password yang telah dibuat.

Implementasi Input

Implementasi input dari aplikasi berbasis web untuk menghitung FP-Growth dalam menentukan jenis perawatan di Impressions Clinic terdiri dari beberapa tampilan. Gambar 13 menunjukkan tampilan tambah data transaksi yang terdiri dari pengisian kode transaksi, kode pelanggan, nama jenis perawatan, tanggal dan nama perawatan. Gambar 14 merupakan tampilan input yang terdiri dari pengisian tanggal mulai, tanggal berakhir, support minimum, dan minimal confidence yang ditentukan.



Tambah Data Transaksi

Kode Transaksi *

Kode Pelanggan *

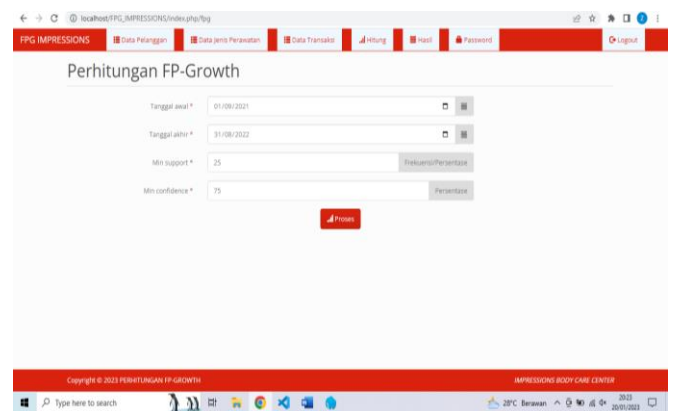
Nama jenis Perawatan *

Tanggal *

Nama Perawatan *

Simpan Kembali

Gambar 13. Tampilan Tambah Data Transaksi



Perhitungan FP-Growth

Tanggal awal *

Tanggal akhir *

Min support *

Min confidence *

Proses

Gambar 14. Tampilan Input Perhitungan FP-Growth

Hasil dan Evaluasi

Aplikasi berbasis web untuk menghitung FP-Growth dapat bermanfaat bagi Impressions Clinic dalam menentukan promosi jenis perawatan kecantikan, dilihat dari hasil jenis perawatan yang ada pada association rule yang didapatkan (tabel 7). Aplikasi ini dapat memudahkan Impressions Clinic dalam memilih promosi jenis perawatan karena waktu yang dihabiskan dalam memilih jenis perawatan pada data transaksi tidak lama dibandingkan dengan mencari jenis perawatan secara manual pada data transaksi. Selain itu association rule yang dihasilkan juga memenuhi nilai support yang

ditentukan, memenuhi nilai kepastian hubungan *itemset*/nilai *confidence* yang ditentukan, dan memenuhi nilai *result validate/lift ratio* yang didapatkan. Dari segi nilai *support* dan nilai *confidence* yang telah ditentukan, dapat dilihat dari berapa banyak jenis perawatan yang ingin digunakan dalam promosi di *Impressions Clinic*,

Dalam promosi, strategi membuat paket dari produk yang nilai *support* nya tinggi telah dilakukan [13][14][15]. Untuk itu dalam kasus ini dilakukan pembuatan paket perawatan, dimana hasil jenis perawatan yang memenuhi syarat nilai *support* dan nilai *confidence* dapat dijadikan sebagai paket perawatan untuk promosi di *Impressions Clinic*. Paket tersebut yaitu:

- Paket perawatan Tread Lift Mono 3O, Laneu Gold Mask, dan Filler Treatment;
- Paket perawatan Filler Treatment, Laneu Gold Mask, dan Tread Lift Mono 3O;
- Paket perawatan Tread Lift Mono 3O, Infusion Whitening, dan Laneu Glowing V Shape Mask;
- Paket perawatan Tread Lift Mono 3O, Thread Lift PDO, dan Botulinum toxin.

Adanya paket perawatan tersebut dapat dijadikan sebagai promosi untuk mendapatkan potongan harga paket, sehingga harga yang diberikan menjadi lebih murah dari harga keseluruhan.

4. SIMPULAN

Kesimpulan yang dihasilkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Perhitungan *FP-Growth* pada data transaksi *Impressions Clinic* selama periode 1 tahun sebanyak 99 data diperoleh hasil sebanyak 7 jenis perawatan, yaitu *Thread Lift Mono 3O*, *Filler Treatment*, *Laneu Gold Mask*, *Laneu Glowing V Shape Mask*, *Botulinum toxin*, *Infusion Whitening* dan *Thread Lift PDO* yang dapat digunakan sebagai acuan dalam promosi jenis perawatan yang ada di *Impressions Clinic*.
- Perhitungan *FP-Growth* untuk menghasilkan *association rule* pada data transaksi *Impressions Clinic*, dibentuk *tree*, *conditional pattern base*, *conditional FP-Tree*, dan *frequent itemset*, sehingga menghasilkan 4 *association rule* yang terdiri dari 7 jenis perawatan dengan kondisi *support* minimum 2% atau 2, *confidence* minimum 75%, dan semua *rule* (aturan) yang diperoleh memiliki *lift ratio* > 1.
- Perhitungan *FP-Growth* berbasis aplikasi web dengan eksperimen menggunakan syarat *support* minimum 2% atau 2 dan *confidence* minimum 75%, dihasilkan 4 kombinasi untuk paket perawatan yang memenuhi syarat tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. N. Zunita, "Pengaruh Service Quality , Complain Handling Dan Customer Experience Terhadap Customer Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Islam Nahdlatul Ulama ' Jepara," *J. Bisnis dan Pemasar.*, vol. 4, no. 3, p. 14, 2021.
- [2] A. Mause, "Strategi pengembangan bisnis dalam bidang kecantikan," *J. Tata Rias dan Kecantikan*, vol. 155, no. 1, pp. 58–66, 2020.
- [3] A. Nastuti, "Teknik Data Mining untuk Penentuan Paket Hemat Sembako dan Kebutuhan Harian dengan Menggunakan Algoritma FP-Growth (Studi Kasus di Ulfamart Lubuk Alung)," *Inform. J. Ilm. Fak. Sains dan Teknol.*, vol. 7, no. 3, pp. 111–119, 2019.
- [4] S. Kurniawan, W. Gata, and H. Wiyana, "Analisis Algoritma FP-Growth Untuk Rekomendasi Produk pada Data Retail Penjualan Produk Kosmetik (Studi Kasus: MT Shop Kelapa Gading)," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. 2018 (SENTIKA 2018)*, vol. 2018, no. 8, pp. 61–69, 2018, [Online]. Available: <https://fti.uajy.ac.id/sentika/publikasi/makalah/2018/8.pdf>.
- [5] Tri Lanna Sari, "Tinjauan Terhadap Perawatan Kulit Wajah Wanita Usia Produktif di Kelurahan Benai Taluk Kuantan," Universitas Negeri Padang, 2017.
- [6] A. Wilrose, M. Afdal, S. Monalisa, and M. R. Munzir, "Penerapan Algoritma FP-Growth untuk Menentukan Strategi Promosi Berdasarkan Waktu dan Pembelian Produk," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 104–113, 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3577.
- [7] F. Sari, "Penerapan Algoritma Apriori Terhadap Perawatan Tubuh di Kakiku," *SATIN – Sains dan Teknol. Inf. Penerapan*, vol. 5, no. 1, pp. 51–59, 2019.
- [8] M. S. Wulandari, R. Noveandini, and F. A. Dahlan, "Increasing Product Promotion by Implementing Association Rules in The Web-Based Second_Oldshoes Store Sales System," *Int. J. Softw. Eng. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 495–503, 2023, doi: 10.35870/ijsecs.v3i3.1939.
- [9] F. Wiza and L. A. L. Ardini, "Association Rule Mining in Analysis of the Relationship Between Work Engagement and Work Life Balance on the Performance of Female Lecturers," *Int. Conf. Bus. Soc. Sci.*, pp. 994–1003, 2022.
- [10] M. Ali Syakur, B. K. Khotimah, E. M. S. Rochman, and B. D. Satoto, "Using K-means algorithm and FP-

- growth base on FP-tree structure for recommendation customer SME,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 96, no. 4, pp. 1102–1113, 2018.
- [11] A. Almira and dan Ali Ikhwan, “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth pada Analisis Pola Pencurian Daya Listrik,” *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 6, no. 2, pp. 442–448, 2021, [Online]. Available: <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/informatika442>.
- [12] D. Y. Hardiyanti, H. Novianti, and A. Rifai, “Penerapan Algoritma Fp-Growth Pada Sistem Bantu Analisa Data Penjualan Di CV. Nirwana Abadi,” *J. Comput. Eng. Syst. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 75–77, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess/article/view/7789/7752>.
- [13] A. Buana and R. Vikaliana, “Implementation of Association Rule Market Basket Analysis to Increase Sales Through Product Bundling Strategy at the Fashion Online Store,” *J. Ilm. Manaj. dan Bisnis*, vol. 10, no. 2, p. 171, 2024, doi: 10.22441/jimb.v10i2.27030.
- [14] A. Rahmadsyah and N. Mayasari, “Grouping Goods with the Association Rule Method Using A priori Algorithms in Modern Retail Stores,” *Int. J. Sci. Technol. Manag.*, vol. 3, no. 6, pp. 1527–1532, 2022, doi: 10.46729/ijstm.v3i6.637.
- [15] V. Munfarijah and D. Lucia, “Implementation of FP-Growth Algorithm in Determining Food