

# ANALISIS POLA FAKTOR PENYEBAB BALITA STUNTING PADA DINAS KESEHATAN KOTA BEKASI MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GROWTH

Nabilah Khoirunnisaa<sup>a</sup>, Wowon Priatna<sup>b</sup>, Rasim<sup>c</sup>, Joni Warta<sup>d</sup>

<sup>a,b,c,d</sup>*Informatika/ Universitas Bhayangkara Jakarta*

*Corresponding Author:*

<sup>b</sup>*wowon.priatna@dsn.ubharajaya.ac.id*

## ABSTRAK

Stunting merupakan masalah gizi jangka panjang yang sering terjadi pada balita, khususnya di negara berkembang, termasuk Indonesia. Baru-baru ini, istilah stunting atau pendek telah menjadi topik diskusi yang populer, sekaligus mengalihkan perhatian dari masalah kekurangan gizi dan obesitas. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan hasil pembentukan aturan atau association rules dalam menentukan faktor penyebab yang paling mempengaruhi stunting pada balita di Dinas Kesehatan Kota Bekasi. Metode yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah Algoritma FP-Growth. Dengan penerapan Algoritma FP-Growth, diharapkan dapat diperoleh hasil yang akurat dalam menentukan aturan untuk menentukan faktor penyebab yang paling mempengaruhi stunting pada balita. Dataset memiliki 4575 data dan akan dievaluasi menggunakan rasio lift. Penelitian ini menghasilkan 26 aturan dengan aturan terbaik yaitu Tidak Mendapatkan ASI Eksklusif, Kurus, dan Kurang Gizi, dengan nilai dukungan minimum 0,5, nilai kepercayaan 0,6, dan rasio lift 1,17. Dengan demikian, penerapan Algoritma FP-Growth dalam penelitian ini efektif karena berhasil mencapai nilai rasio lift lebih dari 1.

**Keywords:** Association rules, FP-Growth Algoritma, Data Mining, Kesehatan, Stunting.

## ABSTRACT

Stunting is a common long-term nutritional problem among children under five, especially in developing countries, including Indonesia. Recently, the term stunting has become a popular topic of discussion while diverting attention from the problems of malnutrition and obesity. This study aims to determine the results of the formation of rules or association rules in determining the causal factors that most affect stunting in toddlers at the Bekasi City Health Office. The method that will be used in this research is the FP-Growth Algorithm. With the application of the FP-Growth Algorithm, accurate results can be obtained in determining the rules for determining the causal factors that most affect stunting in toddlers. The dataset has 4575 data and will be evaluated using the lift ratio. This research produces 26 rules, the best of which are Not Getting Exclusive Breastfeeding, Thinness, and Malnutrition, with a minimum support value of 0.5, a confidence value of 0.6, and a lift ratio of 1.17. Thus,

applying the FP-Growth Algorithm in this study is effective because it achieves a lift ratio value of more than 1.

**Keywords:** Association rules, FP-Growth Algorithm, Data Mining, Health, Stunting.

## PENDAHULUAN

Stunting adalah permasalahan gizi jangka panjang yang sering muncul pada anak balita, terutama di negara-negara berkembang, termasuk Indonesia. Akhir-akhir ini, istilah stunting atau pendek telah menjadi subjek diskusi yang populer, serta mengalihkan perhatian dari permasalahan gizi buruk dan obesitas (Siswati, 2018). Menurut data Badan Kesehatan Dunia (WHO), stunting mengindikasikan bahwa seorang anak mengalami gangguan pertumbuhan kronis akibat kurangnya asupan gizi yang memadai sejak awal kehidupannya. Pemerintah Indonesia telah melakukan upaya untuk mengurangi tingkat kejadian stunting pada anak balita sebagai bagian dari tujuan jangka panjang, yaitu mencapai kemakmuran negara. Menurut hasil Survei Status Gizi Indonesia (SSGI) yang diumumkan oleh Kementerian Kesehatan, prevalensi stunting di Indonesia mengalami penurunan dari 24,4% pada tahun 2021 menjadi 21,6% pada tahun 2022 (Rokom, 2023), sedangkan untuk prevalensi angka stunting di kota Bekasi turun dari 7,9% di tahun 2021 menjadi 3,4% pada tahun 2022. Dalam rangka meningkatkan efektivitas program penanggulangan stunting, yang diatur oleh pemerintah dalam Perpres Nomor 72 Tahun 2021 Tentang Percepatan Penurunan Stunting (*Perpres Nomor 72 Tahun 2021 Tentang Percepatan Penurunan Stunting*, n.d.) yang mengatur antara lain mengenai: 1) strategi nasional percepatan penurunan stunting; 2) penyelenggaraan percepatan penurunan stunting; 3) koordinasi penyelenggaraan percepatan penurunan stunting; 4) pemantauan, evaluasi, dan pelaporan; dan 5) pendanaan.

Dinas Kesehatan Kota Bekasi merupakan salah satu pusat kajian kesehatan yang ada di Indonesia khususnya pada Kota Bekasi. Selain menjadi pusat dari kajian kesehatan ruang lingkup setempat Dinas Kesehatan juga memberikan pelayanan kesehatan bagi masyarakat salah satunya terhadap pemantauan dan perkembangan pada balita stunting. Pada penelitian (Mugianti et al., 2018) yang dilakukan pada anak-anak stunting berusia 25 hingga 60 bulan di Kecamatan Sukorejo, Kota Blitar, menunjukkan beberapa penyebab stunting. Antara lain, rendahnya asupan energi, penyakit infeksi, kurangnya asupan protein, tidak mendapatkan ASI eksklusif, dan keberadaan ibu yang bekerja. Penyebab-penyebab ini disebabkan oleh kurangnya wawasan keluarga mengenai kecukupan gizi. Selain itu, faktor penyebab lainnya ialah melibatkan tingkat Pendidikan yang tidak tamat pada ibu dan ayah, yang mengakibatkan kurangnya pengetahuan tentang konsumsi gizi yang diperlukan untuk mengatasi masalah ini secara lintas sektor. Di sisi lain, faktor penyebab stunting terbanyak terjadi pada anak laki-laki.

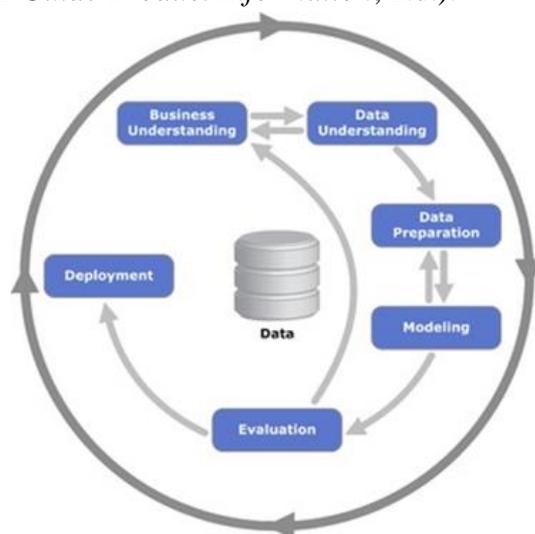
Dinas Kesehatan Kota Bekasi berupaya untuk meningkatkan status gizi masyarakat, permasalahan stunting yang masih tinggi menjadi salah satu konsentrasi utama untuk segera diselesaikan guna terciptanya status gizi masyarakat yang tinggi. Untuk membantu Dinas Kesehatan Kota Bekasi mengetahui pola himpunan faktor penyebab stunting yang paling banyak terjadi pada balita maka diperlukan analisis secara lebih mendalam dan akurat.

Algoritma FP-Growth adalah suatu model komputasi dalam bidang Machine Learning yang memiliki kemampuan untuk mendeteksi pola kumpulan data yang sering muncul, yang dikenal sebagai frequent itemset, dalam suatu dataset. (Ardianto & Fitriyah, 2019). Dalam upaya mencari frequent itemset, Algoritma FP-Growth menerapkan gagasan pembangunan struktur pohon dengan itu juga dikenal sebagai FP-Tree (Nurasiah, 2021).

Pada penelitian sebelumnya (Muhammad Rizky Alditra Utama et al., 2020) melalui penggunaan Algoritma FP-Growth, dilaksanakan pengujian terhadap pattern pembelian pada bisnis penjualan, dalam penelitian tersebut didapatkan hasil minimum support 35% dan minimum confidence 70% serta menghasilkan 7 rules yang memenuhi syarat secara maksimal dalam pembentukan aturannya. Sedangkan pada penelitian lain melalui pemanfaatan Algoritma FP-Growth didapatkan hasil perhitungan secara maksimal dengan nilai minimum support 17% dan minimum confidence 50% yang digunakan pada pengujian data penjualan (Nurasiah, 2021), Jadi, berdasarkan pembahasan masalah dan hasil penelitian sebelumnya, penelitian ini akan mengadopsi algoritma FP-Growth dalam melaksanakan proses Data Mining dengan tujuan untuk mengidentifikasi faktor penyebab yang paling sering terjadi pada balita stunting. Dengan melakukan analisis ini, diharapkan dapat diidentifikasi dalam menggali pola-pola khusus pada data anak balita yang mengalami stunting, dengan harapan dapat memberikan kontribusi dalam perencanaan dan pelaksanaan program penanggulangan stunting yang lebih efektif. Disamping itu, Selain itu, penelitian ini dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang karakteristik balita stunting di wilayah lingkup Dinas Kesehatan Kota Bekasi, sehingga dapat membantu dalam upaya pencegahan stunting pada masa mendatang

## METODE

Metode penelitian ini menggunakan metode crisp-dm serta menerapkan algoritma fp-growth. Pada Dalam penelitian ini, model Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) dipilih sebagai kerangka kerja yang digunakan (Yudiana et al., 2023). Gambar 1 adalah tahapan CRISP-DM dan penjelasan apa saja yang dilakukan tiap fase dalam model ini (*IBM SPSS Modeler CRISP-DM Guide Product Information*, n.d.):



**Gambar 1. Process Diagram of CRISP-DM**

Business Understanding dilakukan untuk melibatkan pemahaman mendalam tentang target bisnis dalam proyek data mining yang ingin dicapai Dalam hal ini termasuk mengidentifikasi masalah atau peluang bisnis yang ingin dipecahkan dan menentukan bagaimana data mining dapat membantu mencapai tujuan tersebut (Yudiana et al., 2023). Data Understanding berfokus pada pemahaman data yang ingin diterapkan pada proyek. Hal ini mencakup eksplorasi data, identifikasi sumber data, pemahaman struktur data, dan evaluasi kualitas data. Tujuannya adalah untuk memahami data secara mendalam sebelum analisis dimulai (Yudiana et al., 2023). Data Preparation adalah struktur basis data akan disiapkan untuk mempermudah jalannya proses penambangan data Dalam proses persiapan ini terdapat tiga hal utama(Yudiana et al., 2023). Data Transformation dilakukan proses merubah struktur atau format data guna seimbang dengan kebutuhan analisis. Ini dapat mencakup pengkodean ulang variabel, normalisasi data, atau mentransformasi data menjadi bentuk yang lebih mudah dipahami atau digunakan dalam analisis statistic. Tahap pemodelan melibatkan Algoritma FP-Growth. Pilihan algoritma ini digunakan untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul dalam kumpulan data (Fitria et al., 2017),(Afdal et al., 2022).

### Association Rules Mining

Association Rules Mining merupakan tugas Data Mining yang bertujuan untuk mengidentifikasi hubungan antar item dalam database transaksional. Aturan asosiasi telah dipelajari secara ekstensif dalam literatur karena kegunaannya dalam banyak domain aplikasi seperti sistem pemberi rekomendasi, dukungan keputusan diagnosis, telekomunikasi, deteksi intrusi, dll. Penemuan aturan tersebut secara efisien telah menjadi fokus utama dalam penelitian Data Mining pada masyarakat. Dari algoritma apriori asli terdapat sejumlah varian dan perbaikan yang luar biasa dari algoritma aturan asosiasi (Antonie & Zaine, n.d.). Dua parameter yang mendefinisikan aturan asosiasi adalah support yang menyatakan tingkat dominasi atau proporsi kombinasi barang dari seluruh transaksi dan Confidence menggambarkan kekuatan hubungan yang ada antara item dalam aturan yang terikat. Pendekatan ini didasarkan pada pengembangan aturan asosiatif dan analisis pola frekuensi tinggi (Fitria et al., 2017).

### Analisis Pola Frekuensi Tinggi

Pada fase ini, pencarian kombinasi barang yang melengkapi persyaratan nilai *support minimum* dalam database. Persamaan (1) diterapkan untuk mengkalkulasi nilai *support* dari suatu item (A), sementara persamaan (2) diterapkan untuk mengkalkulasi nilai *support* dari dua item (A, B) (Amelia & Utomo, 2019).

$$Support(A) = \frac{\sum Transaksi Mengandung\ item\ A}{\sum Transaksi} \times 100\% \quad (1)$$

$$Support(A, B) = P(A \cap B) = \frac{\sum Transaksi Mengandung\ A\ dan\ B}{\sum Transaksi} \times 100 \quad (2)$$

### Pembentukan Aturan Asosiatif

Selanjutnya apabila pola frekuensi tertinggi telah teridentifikasi, langkah berikutnya adalah menemukan aturan asosiatif yang memenuhi persyaratan minimum untuk tingkat kepercayaan. Penghitungan tingkat kepercayaan aturan asosiatif  $A > B$  dilakukan menggunakan persamaan (3) (Fitria et al., 2017).

$$Confidence = P(B|A) = \frac{\sum \text{Transaksi Mengandung A dan B}}{\sum \text{Transaksi Mengandung A}} \quad (3)$$

### Lift Ratio

Didasarkan pada nilai dukungan dan keyakinan, lift ratio adalah perbandingan antara keyakinan dan nilai benchmark keyakinan. Nilai benchmark keyakinan adalah rasio antara penjumlahan semua item konsekuensi dibandingkan dengan penjumlahan total transaksi. Rumus Benchmark Confidence dan rasio lift ditunjukkan dalam persamaan (4) dan (5).

$$Benchmark\ Confidence = \frac{N_c}{N} \quad (4)$$

$$Lift\ ratio = \frac{Confidence(A,C)}{Benchmark\ Confidence(A,C)} \quad (5)$$

Dimana  $N_c$  adalah Jumlah transaksi dengan item dalam consequent,  $N$  adalah Jumlah transaksi database. Jika lift ratio memiliki nilai yang melebihi 1, itu menunjukkan keberhasilan dari rules tersebut. Kekuatan asosiasi berkorelasi positif dengan nilai lift ratio (Fitria et al., 2017).

### Algoritma FP-Growth

Apaun algoritma dalam teknik aturan asosisasi adalah algoritma FP-Growth. Algoritma FP-Growth dapat diterapkan untuk menemukan kumpulan data yang paling sering muncul (frequent itemsets) (Fitria et al., 2017). Algoritma Apriori adalah dasar untuk algoritma FP-Growth. Algoritma Apriori membutuhkan banyak waktu dalam komputasi. dalam pengerjaannya karena menggunakan konsep kandidat generasi dalam menentukan frequent itemset, sedangkan Algoritma FP-Growth memakai ide pembentukan pohon untuk menemukan frekuensi itemset yang membuat algoritma ini bekerja lebih cepat (Dharshinni et al., 2020). FP-Tree, juga disebut sebagai Pohon Pola Sering, dibuat dengan mengumpulkan item database awal. FP-Tree bertujuan untuk menemukan pola yang paling sering muncul. Satu item dari kumpulan item ditampilkan di setiap node FP-Tree. Node utama mewakili null, sedangkan node bawah mewakili itemsets. Saat membentuk pohon, hubungan antara itemset dan node bawah dipertahankan (Tahir & Sitompul, 2021). Terdapat serangkaian langkah yang harus dijalani oleh algoritma FP-Growth untuk mencapai hasil optimal (Nurasiah, 2021). Algoritma FP-Growth terdiri dari tiga tahap penting (Gunadi & Indra Sensuse, 2012):

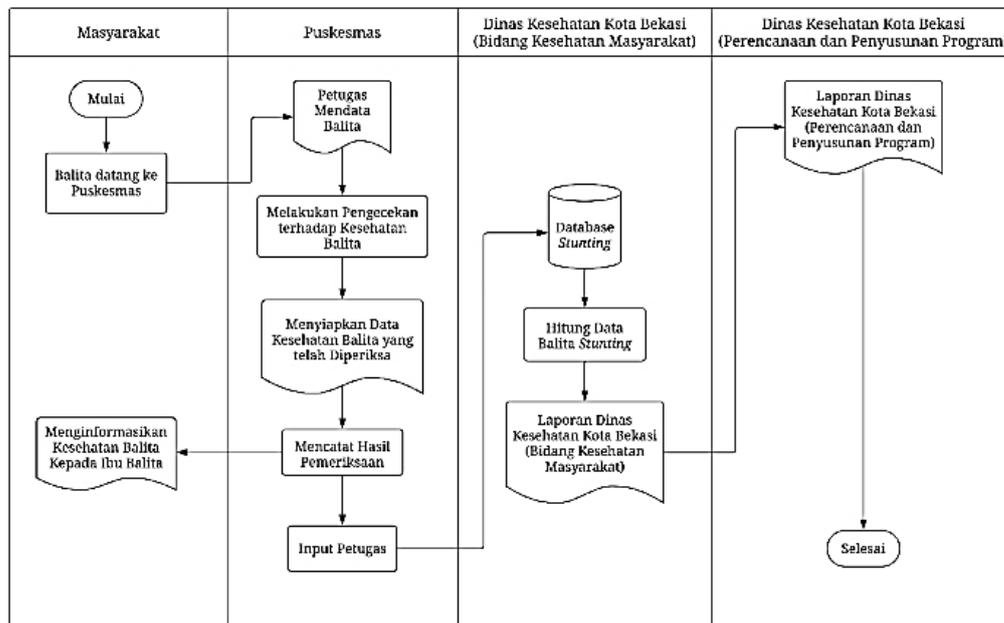
- a. Proses pembentukan Conditional Pattern Base dilakukan untuk menciptakan subdatabase yang memuat jalur awal dan pola akhir (suffix pattern).
- b. Proses pembentukan Conditional FP-Tree melibatkan perhitungan dukungan untuk setiap item pada pola Conditional Pattern Base yang diakumulasikan.
- c. Langkah pencarian Frequent Itemset melibatkan penelusuran jalur tunggal, di mana Frequent Itemset diperoleh dengan mengombinasikan item pada Conditional FP-Tree.

## HASIL

### Cris DM

Business Understanding Dalam tahapan ini dilakukan pemahaman pada bisnis atau permasalahan yang akan diidentifikasi guna menyelesaikan suatu permasalahan dan untuk mencapai sebuah tujuan. Berdasarkan rumusan masalah yang ada akan dilakukannya

pengolahan data faktor-faktor penyebab stunting menggunakan Algoritma FP-Growth untuk menentukan strategi bisnis. Dimana strategi bisnis tersebut digunakan dalam mempercepat penanganan stunting pada balita yang ada dibawah naungan Dinas Kesehatan Kota Bekasi. Pada Gambar 2 menunjukan flowmap analisis sistem berjalan dari pencatatan balita stunting.



**Gambar 2. Sistem Berjalan Pencatatan Stunting**

Dalam Data Understanding adalah penentuan Data yang akan digunakan diambil dari data balita stunting pada Dinas Kesehatan Kota Bekasi. Penelitian ini menggunakan data balita stunting yang tercatat pada tahun 2022 sebanyak 4575 data, serta data kesehatan balita. Dimana data tersebut memiliki 7 variabel diantaranya : TB/U, BB/U, BB/TB, Jenis Kelamin, BBLR (Berat Bayi Lahir Rendah), ASI Eksklusif serta Imunisasi Dasar Lengkap, dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.

```
# printing the shape of the dataset
dataset.shape
```

(4575, 7)

**Gambar 3. Melihat Jumlah Baris dan Kolom**

	TB/U	BB/U	BB/TB	Jenis Kelamin	BBLR	ASI Eksklusif	Imunisasi Dasar Lengkap
0	Sangat Pendek	Gizi Buruk	Sangat Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Tidak Menerima ASI Eksklusif	Tidak Lengkap
1	Sangat Pendek	Gizi Buruk	Sangat Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Menerima ASI Eksklusif	Tidak Lengkap
2	Pendek	Gizi Kurang	Sangat Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Menerima ASI Eksklusif	Tidak Lengkap
3	Pendek	Gizi Kurang	Sangat Kurus	Laki-Laki	Berat Lahir Rendah	Tidak Menerima ASI Eksklusif	Tidak Lengkap
4	Pendek	Gizi Kurang	Sangat Kurus	Laki-Laki	Berat Lahir Rendah	Tidak Menerima ASI Eksklusif	Tidak Lengkap
...	...	...	...	...	...	...	...
4570	Pendek	Gizi Kurang	Sangat Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Tidak Menerima ASI Eksklusif	Tidak Lengkap
4571	Pendek	Gizi Kurang	Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Menerima ASI Eksklusif	Lengkap
4572	Pendek	Gizi Kurang	Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Menerima ASI Eksklusif	Lengkap
4573	Pendek	Gizi Kurang	Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Menerima ASI Eksklusif	Tidak Lengkap
4574	Pendek	Gizi Baik	Kurus	Perempuan	Berat Lahir Rendah	Menerima ASI Eksklusif	Lengkap

4575 rows x 7 columns

**Gambar 4. Melihat Data Stunting**

```
dataset.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4575 entries, 0 to 4574
Data columns (total 7 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   TB/U                                  4575 non-null   object
1   BB/U                                  4575 non-null   object
2   BB/TB                                 4575 non-null   object
3   Jenis Kelamin                         4575 non-null   object
4   BBLR                                  4575 non-null   object
5   ASI Eksklusif                         4575 non-null   object
6   Imunisasi Dasar Lengkap               4575 non-null   object
dtypes: object(7)
memory usage: 250.3+ KB
```

**Gambar 5. Mengetahui Info Data**

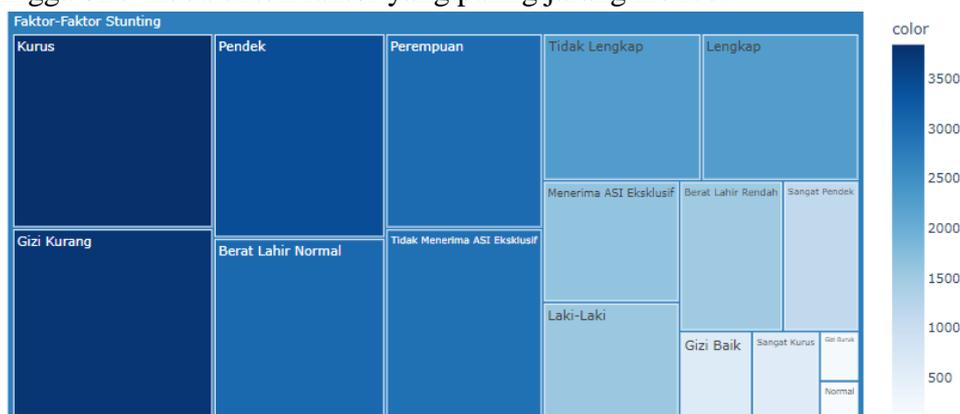
Pada Gambar 4 terlihat bahwa data terdiri dari 7 kolom serta 4575 baris. Berdasarkan Gambar 5 tidak terdapat missing value pada data, sehingga dapat dilakukan proses selanjutnya.

Data preparation dimulai dari pembersihan data, penghapusan data yang tidak relevan, penggabungan data dari beberapa sumber, dan transformasi data ke dalam format yang lebih mudah diolah. Berdasarkan algoritma FP-Growth, penelitian ini menggunakan data faktor-faktor penyebab stunting.

	items	incident_count
0	Kurus	3849
1	Gizi Kurang	3763
2	Pendek	3449
3	Berat Lahir Normal	3047
4	Perempuan	3016
5	Tidak Menerima ASI Eksklusif	2943
6	Tidak Lengkap	2293
7	Lengkap	2282
8	Menerima ASI Eksklusif	1632
9	Laki-Laki	1559
10	Berat Lahir Rendah	1528
11	Sangat Pendek	1126
12	Gizi Baik	620
13	Sangat Kurus	581
14	Gizi Buruk	192
15	Normal	145

**Gambar 6. Visualisasi Item Faktor**

Pada Gambar 6 Menunjukkan visualisasi data yang memperlihatkan jumlah kemunculan faktor stunting yang divisualisasikan dari warna biru gelap untuk faktor yang paling banyak muncul, hingga biru muda untuk faktor yang paling jarang muncul.



**Gambar 7. Pohon Visualisasi Faktor Stunting**

Pada Gambar 7 data dapat divisualisasikan menggunakan peta pohon untuk memvisualisasikan faktor yang paling banyak muncul secara lebih detail menggunakan modul Plotly. Tahapan data preparation selanjutnya ialah mengubah dataset yang telah diidentifikasi sebelumnya kedalam bentuk array Numpy yang nantinya menghasilkan output “True” dan “False”. Untuk selanjutnya dapat diterapkan kedalam Algoritma FP-Growth. Yang ditampilkan pada Gambar 8.

	Berat Lahir Normal	Berat Lahir Rendah	Gizi Baik	Gizi Buruk	Gizi Kurang	Kurus	Laki-Laki	Lengkap	Menerima ASI Eksklusif	Normal	Pendek	Perempuan	Sangat Kurus	Sangat Pendek	Tidak Lengkap	Tidak Menerima ASI Eksklusif
0	False	True	False	True	False	False	False	False	False	False	False	True	True	True	True	True
1	False	True	False	True	False	False	False	False	True	False	False	True	True	True	True	False
2	False	True	False	False	True	False	False	False	True	False	True	True	True	False	True	False
3	False	True	False	False	True	False	True	False	False	False	True	False	True	False	True	True
4	False	True	False	False	True	False	True	False	False	False	True	False	True	False	True	True

**Gambar 8. Hasil Preparation Data Dalam Bentuk Array**

```
# shape of the dataset
dataset.shape
(4575, 16)
```

**Gambar 9. Melihat Jumlah Baris dan Kolom Setelah Data Ditolak**

Setelah dataset diproses seperti terlihat pada Gambar 8 dan 9 terdapat penambahan jumlah kolom yakni sebanyak 16 kolom, yang variabelnya terdiri atas Pendek, Sangat Pendek, Gizi Buruk, Gizi Kurang, Gizi Normal, Sangat Kurus, Kurus, Normal, Perempuan, Laki-Laki, Berat Lahir Normal, Berat Lahir Rendah, Menerima ASI Eksklusif, Tidak Menerima ASI Eksklusif, Lengkap Dan Tidak Lengkap.

Tahapan modeling melakukan pengasosiasian data dengan menerapkan Algoritma FP-Growth. Pada fase ini, data transaksi tidak dilakukan split data yang membagi data menjadi testing dan training dikarenakan tidak begitu relevan dan membuat hasil asosiasi yang didapat akan menjadi berbeda, Untuk memastikan hasil sosiasi yang akurat maka yang digunakan adalah keseluruhan dataset pada data sebanyak 4575 itu sendiri. Hasil modeling ini didapatkan informasi gambaran agar nantinya dilakukan analisis lebih mendalam. tahap selanjutnya pada gambar 10 menunjukkan nilai support dari setiap masing-masing itemset. Itemset dengan nilai support yang tinggi menandakan bahwa itemset tersebut memiliki presentase kemunculan yang konsisten didalam dataset.

	support	itemsets
0	0.659235	(Perempuan)
1	0.643279	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)
2	0.501202	(Tidak Lengkap)
3	0.822514	(Gizi Kurang)
4	0.753880	(Pendek)
5	0.841311	(Kurus)
6	0.666011	(Berat Lahir Normal)
7	0.558033	(Gizi Kurang, Perempuan)
8	0.503607	(Pendek, Perempuan)
9	0.563716	(Perempuan, Kurus)
10	0.603934	(Gizi Kurang, Tidak Menerima ASI Eksklusif)
11	0.517596	(Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus)
12	0.501202	(Gizi Kurang, Tidak Menerima ASI Eksklusif, Ku...
13	0.708197	(Gizi Kurang, Kurus)
14	0.616831	(Gizi Kurang, Pendek)
15	0.680656	(Pendek, Kurus)
16	0.566557	(Gizi Kurang, Pendek, Kurus)
17	0.578798	(Berat Lahir Normal, Kurus)
18	0.532240	(Berat Lahir Normal, Pendek)
19	0.531585	(Berat Lahir Normal, Gizi Kurang)

**Gambar 10. Nilai Support Setiap Faktor**

Pada Gambar 10 menunjukkan data dicari berdasarkan nilai minimum support, nilai minimum support yang diterapkan ialah 0.5 atau 50%. Sehingga menghasilkan 20 itemset yang memenuhi nilai minimum support. Kemudian menentukan Frequent Pattern Generation yang ditunjukkan Pada Gambar 11 merupakan hasil dari Pattern yang telah terbentuk. Dimana terdapat 26 rules yang terbentuk, dari nilai minimum support yang telah ditetapkan sebelumnya yaitu sebesar 50% atau 0.5

(Gizi Kurang)	(Perempuan)
(Perempuan)	(Gizi Kurang)
(Pendek)	(Perempuan)
(Perempuan)	(Pendek)
(Perempuan)	(Kurus)
(Kurus)	(Perempuan)
(Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)
(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	(Gizi Kurang)
(Gizi Kurang, Kurus)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)
(Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus)	(Gizi Kurang)
(Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus)
(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	(Gizi Kurang, Kurus)
(Gizi Kurang)	(Kurus)
(Kurus)	(Gizi Kurang)
(Pendek)	(Kurus)
(Kurus)	(Pendek)
(Gizi Kurang, Pendek)	(Kurus)
(Gizi Kurang, Kurus)	(Pendek)
(Pendek, Kurus)	(Gizi Kurang)
(Gizi Kurang)	(Pendek, Kurus)
(Pendek)	(Gizi Kurang, Kurus)
(Kurus)	(Gizi Kurang, Pendek)
(Berat Lahir Normal)	(Kurus)
(Kurus)	(Berat Lahir Normal)
(Berat Lahir Normal)	(Pendek)
(Pendek)	(Berat Lahir Normal)

**Gambar 11. Nilai Support Setiap Faktor**

Menentukan Finding Support Pada tahap ini, Algoritma FP-Growth akan menghitung dan mengurutkan nilai support dari minimum nilai support yang telah ditentukan sebelumnya. Gambar 12 menampilkan nilai minimum support dari *rules* yang terbentuk.

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
13	(Kurus)	(Gizi Kurang)	0.841311	0.822514	0.706197	0.841777	1.023420
12	(Gizi Kurang)	(Kurus)	0.822514	0.841311	0.706197	0.861015	1.023420
14	(Pendek)	(Kurus)	0.753880	0.841311	0.680656	0.902870	1.073170
15	(Kurus)	(Pendek)	0.841311	0.753880	0.680656	0.809041	1.073170
6	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	(Gizi Kurang)	0.643279	0.822514	0.603934	0.938836	1.141425
7	(Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	0.822514	0.643279	0.603934	0.734255	1.141425
23	(Kurus)	(Berat Lahir Normal)	0.841311	0.666011	0.576798	0.687971	1.032972
22	(Berat Lahir Normal)	(Kurus)	0.666011	0.841311	0.576798	0.869052	1.032972
16	(Pendek, Gizi Kurang)	(Kurus)	0.616831	0.841311	0.566557	0.918498	1.091745
21	(Kurus)	(Pendek, Gizi Kurang)	0.841311	0.616831	0.566557	0.673422	1.091745
20	(Gizi Kurang)	(Pendek, Kurus)	0.822514	0.680656	0.566557	0.688812	1.011983
19	(Pendek)	(Kurus, Gizi Kurang)	0.753880	0.708197	0.566557	0.751522	1.061177
18	(Kurus, Gizi Kurang)	(Pendek)	0.708197	0.753880	0.566557	0.800000	1.061177
17	(Pendek, Kurus)	(Gizi Kurang)	0.680656	0.822514	0.566557	0.832370	1.011983
4	(Perempuan)	(Kurus)	0.659235	0.841311	0.563716	0.855106	1.016397
5	(Kurus)	(Perempuan)	0.841311	0.659235	0.563716	0.670044	1.016397
0	(Perempuan)	(Gizi Kurang)	0.659235	0.822514	0.558033	0.846485	1.029145
1	(Gizi Kurang)	(Perempuan)	0.822514	0.659235	0.558033	0.678448	1.029145
24	(Pendek)	(Berat Lahir Normal)	0.753880	0.666011	0.532240	0.706002	1.060045
25	(Berat Lahir Normal)	(Pendek)	0.666011	0.753880	0.532240	0.799147	1.060045
3	(Perempuan)	(Pendek)	0.659235	0.753880	0.503607	0.763926	1.013326
2	(Pendek)	(Perempuan)	0.753880	0.659235	0.503607	0.668020	1.013326
11	(Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus)	0.822514	0.517596	0.501202	0.609354	1.177279
10	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	(Kurus, Gizi Kurang)	0.643279	0.708197	0.501202	0.779137	1.100170
9	(Kurus, Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	0.708197	0.643279	0.501202	0.707716	1.100170
8	(Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus)	(Gizi Kurang)	0.517596	0.822514	0.501202	0.968326	1.177279

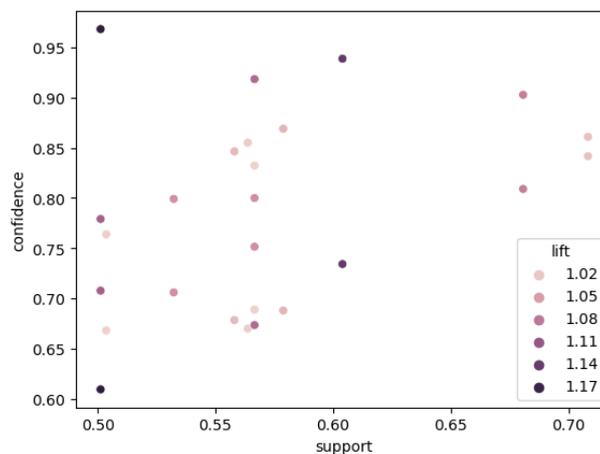
**Gambar 12. Finding Support**

Menentukan Finding Confidence, Pada tahap ini pencarian nilai confidence dilakukan dengan cara menyortir data dari hasil yang sudah didapatkan sebelumnya. Gambar 13 menampilkan hasil dari nilai confidence.

Tahap terakhir adalah melakukan evaluasi. Dalam tahapan evaluasi dilakukan konfirmasi hasil dari tahapan modeling menggunakan lift ratio. Hasil tersebut diukur untuk memastikan tingkat nilai akurasi model sesuai yang diharapkan. Jika lift ratio memiliki nilai yang melebihi 1, itu menunjukkan tingkat keakuratan dari ketentuan-ketentuan tersebut. Kekuatan asosiasi berkorelasi positif dengan nilai lift ratio. Pada Gambar 14 ditemukan hasil dari evaluasi menggunakan Lift Ratio dengan nilai terbaik sebesar 1.17, Dimana pada hasil evaluasi tersebut didapatkan rules yaitu, Gizi Kurang → Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus

	antecedente	consequenta	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift
11	(Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus)	0.822514	0.517596	0.501202	0.609354	1.177279
8	(Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus)	(Gizi Kurang)	0.517596	0.822514	0.501202	0.968328	1.177279
6	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	(Gizi Kurang)	0.643279	0.822514	0.603934	0.938838	1.141425
7	(Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	0.822514	0.643279	0.603934	0.734255	1.141425
5	(Kurus, Gizi Kurang)	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	0.708197	0.643279	0.501202	0.707716	1.100170
10	(Tidak Menerima ASI Eksklusif)	(Kurus, Gizi Kurang)	0.643279	0.708197	0.501202	0.779137	1.100170
16	(Pendek, Gizi Kurang)	(Kurus)	0.616831	0.841311	0.566557	0.918498	1.091745
21	(Kurus)	(Pendek, Gizi Kurang)	0.841311	0.616831	0.566557	0.673422	1.091745
14	(Pendek)	(Kurus)	0.753880	0.841311	0.680656	0.902870	1.073170
15	(Kurus)	(Pendek)	0.841311	0.753880	0.680656	0.809041	1.073170
15	(Pendek)	(Kurus, Gizi Kurang)	0.753880	0.708197	0.566557	0.751522	1.061177
18	(Kurus, Gizi Kurang)	(Pendek)	0.708197	0.753880	0.566557	0.800000	1.061177
25	(Berat Lahir Normal)	(Pendek)	0.666011	0.753880	0.532240	0.799147	1.060045
24	(Pendek)	(Berat Lahir Normal)	0.753880	0.666011	0.532240	0.706002	1.060045
22	(Berat Lahir Normal)	(Kurus)	0.666011	0.841311	0.578798	0.869052	1.032972
23	(Kurus)	(Berat Lahir Normal)	0.841311	0.666011	0.578798	0.687971	1.032972
0	(Perempuan)	(Gizi Kurang)	0.659235	0.822514	0.558033	0.846485	1.029145
1	(Gizi Kurang)	(Perempuan)	0.822514	0.659235	0.558033	0.678448	1.029145
12	(Gizi Kurang)	(Kurus)	0.822514	0.841311	0.708197	0.861015	1.023420
13	(Kurus)	(Gizi Kurang)	0.841311	0.822514	0.708197	0.841777	1.023420
5	(Kurus)	(Perempuan)	0.841311	0.659235	0.563716	0.670044	1.016397
4	(Perempuan)	(Kurus)	0.659235	0.841311	0.563716	0.855106	1.016397
3	(Perempuan)	(Pendek)	0.659235	0.753880	0.503807	0.763926	1.013326
2	(Pendek)	(Perempuan)	0.753880	0.659235	0.503807	0.668020	1.013326
17	(Pendek, Kurus)	(Gizi Kurang)	0.680656	0.822514	0.566557	0.832370	1.011983
20	(Gizi Kurang)	(Pendek, Kurus)	0.822514	0.680656	0.566557	0.688812	1.011983

Gambar 13. Hasil Evaluasi Lift Ratio



Gambar 14. Hasil Visualisasi Lift Ratio

Tahap terakhir dalam evaluasi adalah visualisasi lift Ration untuk menemukan banyak rules yang didapatkan. Berdasarkan gambar 14 visualisasi Lift Ratio dan hasil evaluasi Lift Ratio, diperoleh 26 rules yang memiliki nilai Lift Ratio > 1, yang dapat diuraikan sebagai berikut :

- 1) Rules ke-1 didapatkan hasil yakni Gizi Kurang → Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus memiliki support sebesar 0,501, confidence sebesar 0,6 serta lift ratio 1,17.
- 2) Rules ke-2 didapatkan hasil yakni Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus → Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,501, confidence sebesar 0,96, serta lift ratio 1,17.
- 3) Rules ke-3 didapatkan hasil yakni Tidak Menerima ASI Eksklusif → Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,603, confidence sebesar 0,93, serta lift ratio 1,14.
- 4) Rules ke-4 didapatkan hasil yakni Gizi Kurang → Tidak Menerima ASI Eksklusif memiliki support sebesar 0,603, confidence sebesar 0,73, serta lift ratio 1,14.

- 5) Rules ke-5 didapatkan hasil yakni Kurus, Gizi Kurang → Tidak Menerima ASI Eksklusif, memiliki support sebesar 0,501, confidence sebesar 0,707, serta lift ratio 1,1.
- 6) Rules ke-6 didapatkan hasil yakni Tidak Menerima ASI Eksklusif → Kurus, Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,501, confidence sebesar 0,779, serta lift ratio 1,1.
- 7) Rules ke-7 didapatkan hasil yakni Pendek, Gizi Kurang → Kurus memiliki support sebesar 0,566, confidence sebesar 0,91, serta lift ratio 1,09.
- 8) Rules ke-8 didapatkan hasil yakni Kurus → Pendek, Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,566, confidence sebesar 0,67, serta lift ratio 1,09.
- 9) Rules ke-9 didapatkan hasil yakni Pendek → Kurus memiliki support sebesar 0,68, confidence sebesar 0,9, serta lift ratio 1,07.
- 10) Rules ke-10 didapatkan hasil yakni Kurus → Pendek memiliki support sebesar 0,68, confidence sebesar 0,8, serta lift ratio 1,07.
- 11) Rules ke-11 didapatkan hasil yakni Pendek → Kurus, Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,566, confidence sebesar 0,75, serta lift ratio 1,06.
- 12) Rules ke-12 didapatkan hasil yakni Kurus, Gizi Kurang → Pendek memiliki support sebesar 0,566, confidence sebesar 0,8, serta lift ratio 1,06.
- 13) Rules ke-13 didapatkan hasil yakni Berat Lahir Normal → Pendek memiliki support sebesar 0,532, confidence sebesar 0,79, serta lift ratio 1,06.
- 14) Rules ke-14 didapatkan hasil yakni Pendek → Berat Lahir Normal memiliki support sebesar 0,532, confidence sebesar 0,7, serta lift ratio 1,06.
- 15) Rules ke-15 didapatkan hasil yakni Berat Lahir Normal → Kurus memiliki support sebesar 0,578, confidence sebesar 0,86, serta lift ratio 1,03.
- 16) Rules ke-16 didapatkan hasil yakni Kurus → Berat Lahir Normal memiliki support sebesar 0,578, confidence sebesar 0,68, serta lift ratio 1,03.
- 17) Rules ke-17 didapatkan hasil yakni Perempuan → Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,558, confidence sebesar 0,84, serta lift ratio 1,02.
- 18) Rules ke-18 didapatkan hasil yakni Gizi Kurang → Perempuan memiliki support sebesar 0,558, confidence sebesar 0,67, serta lift ratio 1,02.
- 19) Rules ke-19 didapatkan hasil yakni Gizi Kurang → Kurus memiliki support sebesar 0,708, confidence sebesar 0,86, serta lift ratio 1,02.
- 20) Rules ke-20 didapatkan hasil yakni Kurus → Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,708, confidence sebesar 0,84, serta lift ratio 1,02.
- 21) Rules ke-21 didapatkan hasil yakni Kurus → Perempuan memiliki support sebesar 0,563, confidence sebesar 0,67, serta lift ratio 1,01.
- 22) Rules ke-22 didapatkan hasil yakni Perempuan → Kurus memiliki support sebesar 0,563, confidence sebesar 0,85, serta lift ratio 1,01.
- 23) Rules ke-23 didapatkan hasil yakni Perempuan → Pendek memiliki support sebesar 0,503, confidence sebesar 0,76, serta lift ratio 1,01.
- 24) Rules ke-24 didapatkan hasil yakni Pendek → Perempuan memiliki support sebesar 0,503, confidence sebesar 0,66, serta lift ratio 1,01.
- 25) Rules ke-25 didapatkan hasil yakni Pendek, Kurus → Gizi Kurang memiliki support sebesar 0,566, confidence sebesar 0,83, serta lift ratio 1,01.

- 26) Rules ke-26 didapatkan hasil yakni Gizi Kurang → Pendek, Kurus memiliki support sebesar 0,566, confidence sebesar 0,68, serta lift ratio 1,01.

## SIMPULAN

Berdasarkan data dan hasil pembahasan pada penelitian yang telah dilakukan maka dapat diambil kesimpulan ialah Algoritma FP-Growth dapat digunakan untuk mengetahui faktor penyebab stunting yang paling banyak muncul, dengan menggabungkan faktor-faktor yang paling berpengaruh dan mengurangi faktor-faktor yang tidak memenuhi syarat minimal support dan confidence. Hasil dari minimum support yang diterapkan adalah 50%. Hasil penerapan algoritma FP-Growth yang dilakukan pada data faktor-faktor penyebab balita stunting pada Dinas Kesehatan Kota Bekasi didapatkan hasil rules terbaik yaitu Gizi Kurang □ Tidak Menerima ASI Eksklusif, Kurus dengan nilai support 50% serta nilai confidence 60% dan nilai Lift Ratio 1,17 dan dapat dikatakan sebagai hubungan yang kuat. Rules yang terbentuk sebanyak 26 rules. Berdasarkan hal itu, maka apabila seorang balita mengalami Gizi Kurang, balita tersebut juga kecenderungan mengalami Tidak Menerima ASI Eksklusif, serta Kurus..

## DAFTAR PUSTAKA

- Afdal, M., Prana Disastra, R., Studi Sistem Informasi, P., Sains dan Teknologi UIN Suska Riau Jl Soebrantas KM, F. H., & Pekanbaru -Riau, P. (2022). ANALISIS POLA KECELAKAAN LALU LINTAS MENGGUNAKAN ALGORITMA K-MEANS DAN FP-GROWTH STUDI KASUS: POLRES SOLOK. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Dan Manajemen Sistem Informasi*, 8(1), 31–40.
- Amelia, R., & Utomo, D. P. (2019). ANALISA POLA PEMESANAN PRODUK MODERN TRADE INDEPENDENT DENGAN MENEREPAKAN ALGORITMA FP-GROWTH (STUDI KASUS: PT. ADAM DANI LESTARI). *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komputer)*, 3(1). <https://doi.org/10.30865/komik.v3i1.1622>
- Antonie, M. L., & Zaine, O. R. (n.d.). *Mining Positive and Negative Association Rules: An Approach for Confined Rules*.
- Ardianto, A., & Fitriyah, D. (2019). Penerapan Algoritma FP-Growth Rekomendasi Trend Penjualan ATK Pada CV. Fajar Sukses Abadi. *Jurnal Telekomunikasi Dan Komputer*, 9(1), 49. <https://doi.org/10.22441/incomtech.v9i1.3263>
- Dharshinni, N. P., Bangun, E., Karunia, S., Damayanti, R., Rophe, G., & Pandapotan, R. (2020). Menu Package Recommendation using Combination of K-Means and FP-Growth Algorithms at Bakery Stores. In *Jurnal Mantik* (Vol. 4, Issue 2).
- Fitria, R., Nengsih, W., & Qudsi, D. H. (2017). Implementasi Algoritma FP-Growth Dalam Penentuan Pola Hubungan Kecelakaan Lalu Lintas. *Jurnal Sistem Informasi*, 13(2), 118. <https://doi.org/10.21609/jsi.v13i2.551>
- Gunadi, G., & Indra Sensuse, D. (2012). PENERAPAN METODE DATA MINING MARKET BASKET ANALYSIS TERHADAP DATA PENJUALAN PRODUK BUKU DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI DAN FREQUENT PATTERN GROWTH (FP-GROWTH): STUDI KASUS PERCETAKAN PT.

- GRAMEDIA. *Jurnal TELEMATIKA MKOM*, 4(1).
- IBM SPSS Modeler CRISP-DM Guide Product Information. (n.d.).
- Mugianti, S., Mulyadi, A., Anam, A. K., & Najah, Z. L. (2018). Faktor Penyebab Anak Stunting Usia 25-60 Bulan di Kecamatan Sukorejo Kota Blitar. *Jurnal Ners Dan Kebidanan (Journal of Ners and Midwifery)*, 5(3), 268–278. <https://doi.org/10.26699/jnk.v5i3.art.p268-278>
- Muhammad Rizky Alditra Utama, K., Umar, R., Yudhana, A., Dahlan Yogyakarta, A., Studi Teknik Elektro, P., & Ahmad Dahlan Yogyakarta, U. (2020). PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH UNTUK PENENTUAN POLA PEMBELIAN TRANSAKSI PENJUALAN PADA TOKO KGS RIZKY MOTOR. *Jurnal DINAMIK*, 25(1), 20–28.
- Nurasiah. (2021). Implementasi Algoritma FP-Growth Pada Pengenalan Pola Penjualan. *Terapan Informatika Nusantara*, 1(9), 438–444.
- Perpres Nomor 72 Tahun 2021 Tentang Percepatan Penurunan Stunting. (n.d.).
- Rokom. (2023). *Prevalensi Stunting di Indonesia Turun ke 21,6% dari 24,4%*.
- Siswati, T. (2018). *STUNTING* (K. HarI & T. Sudargo (Eds.); 1st ed., Vol. 1). Husada Mandiri.
- Tahir, M., & Sitompul, N. (2021). PENERAPAN ALGORITMA FP-GROWTH DALAM MENENTUKAN KECENDERUNGAN MAHASISWA MENGAMBIL MATA KULIAH PILIHAN. *Jurnal Ilmiah NERO*, 6(1).
- Yudiana, Y., Yulia Agustina, A., & Nur Khofifah, dan. (2023). Prediksi Customer Churn Menggunakan Metode CRISP-DM Pada Industri Telekomunikasi Sebagai Implementasi Mempertahankan Pelanggan. *Indonesian Journal of Islamic Economics and Business*, 8(1), 01–20. <http://e-journal.lp2m.uinjambi.ac.id/ojp/index.php/ijoeib>