

MENGANALISA METODE ASSOCIATION RULES UNTUK MENENTUKAN POLA PENYAKIT KOMPLIKASI PADA PASIEN MENGGUNAKAN ALGORITMA FP-GWORTH

Sabrika Rahmayani¹, Dodi Siregar², Mufida Khairani³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Komputer, Universitas Harapan

e-mail: ¹1rahmayanisabrika@gmail.com, ²dodidodi.siregar@gmail.com,
³mufidakhairani1219@gmail.com

ABSTRAK

Infeksi virus merupakan penyakit pernapasan akut yang disebabkan oleh virus. Penyakit ini dapat menimbulkan komplikasi serius, terutama pada individu dengan usia lanjut atau memiliki riwayat penyakit kronis. Dalam upaya memahami pola penyakit komplikasi yang sering terjadi pada pasien, penelitian ini menggunakan algoritma FP-Growth untuk menganalisis hubungan antar riwayat penyakit dalam satu kumpulan data. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya yang efisien dalam memproses data berkapasitas besar dan mengidentifikasi pola frequent itemset dibandingkan algoritma lainnya. Dengan menggunakan software RapidMiner Studio, penelitian ini berhasil menghasilkan pola aturan asosiatif yang dapat menjadi referensi untuk prediksi dan pencegahan komplikasi penyakit akibat virus di masa mendatang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini memberikan hasil yang cepat dan akurat, sehingga dapat membantu dalam pengambilan keputusan terkait pengobatan dan pencegahan.

Kata kunci: Komplikasi Penyakit, FP-Growth, Data Mining, Association Rule.

ABSTRACT

Coronavirus infection is an acute respiratory. This disease can lead to severe complications, particularly in older individuals or those with chronic illnesses. To understand the patterns of common complications among patients, this study utilizes the FP-Growth algorithm to analyze the relationship between disease histories within a dataset. The algorithm was chosen for its efficiency in processing large-scale data and identifying frequent itemset patterns compared to other algorithms. Using RapidMiner Studio software, this study successfully identified associative rule patterns that serve as references for predicting and preventing disease complications caused virus in the future. The results demonstrate that this method provides fast and accurate outcomes, aiding in decision-making for treatment and prevention strategies.

Keywords: Disease Complications, FP-Growth, Data Mining, Association Rules

1. PENDAHULUAN

Coronavirus disease merupakan penyakit saluran pernafasan akut baru yang disebabkan oleh virus SARSCoV-2, yang memiliki manifestasi klinis berupa pneumonia akut pada intersital dan alveolar paru dan dapat menyebabkan komplikasi

berbagai macam organ seperti jantung, saluran pernafasan, darah, dan ginjal [1]. Secara umum virus sangat berbahaya dan sangat mudah tertular pada manusia sehingga menyebabkan penyakit komplikasi yang beraneka ragam dan menimbulkan ancaman bagi kesehatan masyarakat, karena itu penulis tertarik untuk mengetahui bagaimana pola penyakit yang sering terjadi pada pasien. Untuk menentukan sebuah pola hubungan dari berbagai riwayat penyakit yang sering terjadi dibutuhkan sebuah algoritma untuk mempermudah menentukan himpunan data yang paling sering muncul dalam sebuah kumpulan data. Pada penelitian sebelumnya dinyatakan bahwa Algoritma *FP-Growth* merupakan pengembangan dari metode *Apriori* sebagai salah satu alternatif untuk menentukan himpunan data yang paling sering muncul (*Frequent Itemset*) dalam sebuah kumpulan data kemudian membangkitkan struktur data *Tree* atau disebut dengan *Frequent Pattern Tree (FP-Tree)*[2]. *FP-Growth* menekankan hasil nilai tertinggi adalah model/pola dengan jumlah banyaknya data himpunan polanya paling sering muncul (*frequent itemset*) [3]. Alasan digunakannya algoritma tersebut dibandingkan dengan algoritma lainnya seperti algoritma *Apriori* adalah lebih efisiennya algoritma *FP-Growth* dalam menyelesaikan penentuan *frequent pattern* baik dalam data yang besar maupun kecil [4], dibandingkan dengan algoritma *Apriori*. Selain itu, kelebihan algoritma *FP-Growth* yaitu memiliki tahapan yang lebih sedikit dibandingkan algoritma *Apriori* model pengetahuan tersebut dapat digunakan untuk memprediksi kecenderungan data yang akan datang [5]. Kemudian dilanjut dengan metode asosiasi yaitu menampilkan kombinasi atau hubungan diantara *item*, dengan aturan “jika...maka...”. *Association rule* merupakan satu proses pada data *mining* untuk menentukan semua aturan asosiatif yang memenuhi syarat minimum untuk *support* (*minsup*) dan *confidence* (*minconf*) pada sebuah *database* [6]. Maka dari itu peneliti tertarik ingin menganalisa metode asosiasi menggunakan algoritma *fp-growth* pada sebuah *software Rapidminer Studio* yaitu aplikasi *machine learning* [7] untuk melakukan proses perhitungan data *mining* dan dari itu penulis memberikan solusi yang dapat digunakan sebagai acuan prediksi di masa akan datang [8] dan untuk mengetahui pola penyakit dari data- data orang yang pernah terinfeksi virus corona.

Untuk menyelesaikan permasalahan pada penelitian ini metode yang digunakan dalam menganalisa masalah adalah sebagai berikut :

Data Mining

Data mining atau *knowledge discovery in database* adalah proses pengolahan data yang melibatkan pengumpulan dan penyaringan dataset dalam jumlah besar. Tujuannya adalah menemukan pola atau hubungan antar-objek yang dapat memberikan informasi yang bermanfaat, jelas, dan mudah dipahami oleh pengguna informasi tersebut. Hasil dari proses ini dapat digunakan sebagai referensi dalam pengambilan keputusan yang lebih baik di masa mendatang [5]. Data mining juga diartikan sebagai serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa pengetahuan yang sebelumnya tidak diketahui secara manual dari kumpulan data. Teknik ini memungkinkan penemuan korelasi baru yang bermakna melalui pola dan tren yang diidentifikasi dari data berukuran besar dengan bantuan teknologi pengenalan pola, statistika, dan teknik matematika [9].

Data mining dapat melibatkan berbagai teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan secara otomatis. Salah satu pendekatan yang sering digunakan adalah pembelajaran berbasis induksi (*induction-based learning*), yaitu proses pembentukan definisi konsep umum berdasarkan observasi terhadap contoh-contoh spesifik [7].

Tahapan Proses Data Mining

Proses implementasi data mining dilakukan melalui beberapa tahapan berikut:

1. Data Cleaning: Proses membersihkan data dari *noise* dan inkonsistensi.
2. Data Preparation: Proses menggabungkan dan mentransformasikan data yang telah disaring dari berbagai sumber.
3. Data Selection: Proses pemilihan data yang relevan dari database sesuai kebutuhan penelitian.
4. Data Transformation: Proses mengubah bentuk data menjadi format yang sesuai untuk data mining.
5. Data Mining: Proses inti menggunakan algoritma tertentu untuk menemukan pola hubungan antar-data.
6. Pattern Deployment: Proses pengembangan pola yang digunakan dalam sistem pendukung keputusan (*Decision Support System*) atau sebagai referensi informasi.
7. Knowledge Presentation: Proses akhir berupa penyajian hasil data mining dalam format informasi yang bermanfaat untuk pengambilan keputusan [8].

Algoritma FP-Growth

FP-Growth adalah algoritma yang digunakan untuk menentukan *itemset* yang sering muncul dalam dataset. Algoritma ini lebih efisien dibandingkan algoritma Apriori karena tidak memerlukan iterasi berulang, sehingga menghemat waktu komputasi [4]. FP-Growth bekerja dengan membangun struktur data pohon yang disebut *Frequent Pattern Tree* (FP-Tree) untuk menyimpan informasi asosiatif antar-itemset.

Proses FP-Growth melibatkan beberapa langkah utama:

1. Pemindaian Database: Memetakan data transaksi ke dalam FP-Tree.
2. Pembentukan FP-Tree: Membuat root dengan label "null" dan memproses setiap transaksi berdasarkan urutan *support count* secara menurun.
3. Penambahan FP-Tree:
 - Membentuk *Conditional Pattern Base* dari *prefix path* yang berhubungan dengan *suffix pattern*.
 - Membentuk *Conditional FP-Tree*.
4. Frequent Pattern Growth: Menggabungkan *suffix pattern* dengan pola yang dihasilkan dari *Conditional FP-Tree* [10].

FP-Growth dikenal sebagai algoritma yang efisien karena hanya memerlukan dua kali pemindaian database untuk membangun FP-Tree. Namun, algoritma ini dapat menjadi lambat jika jumlah itemset lebih besar dari 15 [11].

Association Rules Mining

Association Rules Mining adalah teknik untuk menemukan kombinasi atau hubungan antara item dalam dataset. Proses ini melibatkan dua tahap: mencari *itemset* yang sering muncul dan menentukan aturan asosiatif dengan format "if...then...". Aturan dianggap menarik jika memenuhi ambang batas minimum *support* dan *confidence*.

- Support adalah persentase transaksi yang mengandung item tertentu dalam database.
- Confidence adalah ukuran kepastian bahwa item tertentu muncul bersamaan dengan item lainnya [2].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Algoritma FP-Growth

Analisis pola hubungan penyakit pada tiap item penyakit dilakukan menggunakan algoritma FP-Growth dengan metode association. Proses pembentukan kombinasi pola penyakit dimulai dengan mentransformasikan tipe data menjadi bilangan biner (0/1). Data pasien yang digunakan berasal dari bulan Januari hingga Agustus 2021. Langkah pertama adalah menentukan nilai minimum support ($\geq 25\%$) sebagai parameter dalam memilih item. Parameter ini ditetapkan berdasarkan jumlah kemunculan paling kecil pada data penyakit. Item yang tidak memenuhi nilai support akan dieliminasi. Jika tidak ada pasangan kombinasi item yang memenuhi kriteria, maka iterasi dihentikan.

Setelah itu, proses berlanjut ke tahap menentukan pola atau aturan dengan menghitung nilai minimum confidence ($\geq 80\%$). Parameter confidence sebesar 80% diasumsikan karena semakin tinggi nilai parameter confidence, maka aturan yang dihasilkan semakin unggul dan termasuk dalam kategori *strong association rule*. Selain itu, aturan yang dihasilkan lebih mendekati sumber data dari Dinas Kesehatan (Din Kes). Apabila pasangan kombinasi item telah terpilih berdasarkan parameter support dan confidence, nilai yang sering muncul akan ditetapkan, menandai selesainya proses perhitungan.

Analisis Data Penyakit Pasien Komplikasi

Proses analisis data pasien komplikasi dimulai dengan pengumpulan data pasien yang mengalami komplikasi. Untuk mempermudah perbandingan antara perhitungan manual di Microsoft Excel dengan perhitungan yang diimplementasikan di RapidMiner, penulis menggunakan 11 variabel dan 40 data pasien. Variabel tersebut menjadi tolak ukur dalam pembentukan pola dari setiap jenis penyakit dan komplikasi, yaitu:

1. Hipertensi
2. Diabetes Melitus
3. Penyakit Jantung

4. Penyakit Ginjal
5. Penyakit Paru-Paru
6. Asma
7. Gagal Pernapasan
8. Pneumonia
9. Kardiovaskular
10. Kerusakan Ginjal
11. Kerusakan Hati

Proses ini menghasilkan pola-pola hubungan antar jenis penyakit dan komplikasi yang relevan, sehingga dapat digunakan untuk memahami lebih baik keterkaitan penyakit dalam data pasien komplikasi.

Tabel 1 Data Riwayat dan Komplikasi Penyakit Pasien

| Pasien | Riwayat Penyakit | Komplikasi Yang Disebabkan |
|--------|--|---|
| 1 | Penyakit Jantung | Kardiovaskular, Kerusakan Hati |
| 2 | Diabetes Melitus | Kardiovaskular, Kerusakan Ginjal |
| 3 | Hypertensi, Diabetes Melitus | Kardiovaskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 4 | Penyakit Paru-Paru, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia |
| 5 | Penyakit Ginjal, Asma | Pneumonia, Kerusakan Ginjal |
| 6 | Hypertensi, Penyakit Jantung | Kardiovaskular, Kerusakan Hati |
| 7 | Penyakit Paru-Paru, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia |
| 8 | Hypertensi, Diabetes Melitus | Kardiovaskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 9 | Penyakit Paru-Paru, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia |
| 10 | Hypertensi, Penyakit Ginjal | Kardiovaskular, Kerusakan Ginjal |
| 11 | Hypertensi, Diabetes Melitus, Asma | Pneumonia, Kardiovaskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 12 | Penyakit Paru-Paru | Gagal Pernapasan, Pneumonia |
| 13 | Hypertensi, Penyakit Jantung, Penyakit Paru-Paru | Gagal Pernapasan, Pneumonia, Kardiovaskular |
| 14 | Diabetes Melitus | Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 15 | Hypertensi, Diabetes Melitus, Penyakit Jantung | Kardiovaskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 16 | Penyakit Ginjal, Penyakit Paru-Paru | Pneumonia, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 17 | Diabetes Melitus, Penyakit Ginjal, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 18 | Penyakit Paru-Paru, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia |
| 19 | Diabetes Melitus, Penyakit Jantung | Kardiovaskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |

| | | |
|----|--|---|
| 20 | Hypertensi, Diabetes Melitus, Penyakit Ginjal | Kardioveskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 21 | Asma | Pneumonia |
| 22 | Hypertensi, Penyakit Jantung | Pneumonia, Kardioveskular, Kerusakan Ginjal |
| 26 | Diabetes Melitus, Penyakit Jantung | Kardioveskular, Kerusakan Ginjal |
| 27 | Penyakit Jantung, Penyakit Paru-Paru, Asma, Penyakit Jantung | Gagal Pernapasan, Pneumonia, Kardioveskular, Kerusakan Hati |
| 28 | Hypertensi, Diabetes Melitus, Penyakit Ginjal | Kardioveskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 29 | Hypertensi, Penyakit Ginjal, Penyakit Paru-Paru, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia, Kardioveskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 30 | Hypertensi | - |
| 31 | Diabetes Melitus, Penyakit Paru-Paru | Pneumonia, Kardioveskular |
| 32 | Hypertensi, Asma | Pneumonia |
| 33 | Hypertensi, Penyakit Paru-Paru, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia |
| 34 | Penyakit Paru-Paru, Asma | Gagal Pernapasan, Pneumonia |
| 35 | Hypertensi, Diabetes Melitus, Penyakit Ginjal | Kardioveskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 36 | Penyakit Jantung | Kardioveskular |
| 37 | Asma | Pneumonia |
| 38 | Hypertensi, Diabetes Melitus, Penyakit Paru-Paru | Gagal Pernapasan, Pneumonia, Kardioveskular, Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati |
| 39 | Penyakit Ginjal, Penyakit Jantung | Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati, Kardioveskular |
| 40 | Penyakit Paru-Paru | Gagal Pernapasan, Pneumonia |

1) Hasil pencarian dari frequent *Itemset*

Penentuan nilai minimum Support dalam penelitian ini adalah 10 item atau 25%. Untuk mencari nilai minimum Support rumus yang digunakan sebagai berikut:

$$\text{Support (A)} = \frac{(x)}{(Y)} \times 100$$

$$\text{Support (A)} = \frac{\sum \text{jumlah penyakit mengandung A}}{\sum \text{Total penyakit}} \times 100 \quad (1)$$

2) Hasil pencarian dari *frequent itemset*

Ppada tahap ini proses menghitung *confidence* dari pasangan kombinasi 2 atau 3 ataulebih-*itemset*, ru,us yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\text{Support P(A} \cap \text{B)} = \frac{z}{y} \times 100$$

$$\text{Support (A,B)} = \frac{\sum \text{Jumlah penyakit yang mengandung A dan B}}{\sum \text{Total penyakit}} \times 100 \quad (2)$$

Keterangan:

(A → B) : Seberapa sering Item A dengan Item B muncul dalam transaksi
P(B | A) : Peluang sebuah transaksi yang mengandung Item b dan A

Berikut menu tampilan – tampilan yang ada di program Rapidminer :

1) Iterasi Pertama

| Size | Support | Item 1 |
|------|---------|--------------------|
| 1 | 0.600 | Pneumonia |
| 1 | 0.575 | Kardiovaskular |
| 1 | 0.525 | Kerusakan Ginjal |
| 1 | 0.500 | Kerusakan Hati |
| 1 | 0.425 | Hypertensi |
| 1 | 0.400 | Diabetes Melitus |
| 1 | 0.400 | Penyakit Paru-P... |
| 1 | 0.375 | Asma |
| 1 | 0.375 | Gagal Pernapa... |
| 1 | 0.275 | Penyakit Ginjal |
| 1 | 0.250 | Penyakit Jantung |

Gambar 1 Hasil perhitungan iterasi pertama di RapidMiner

2) Iterasi Pertama dari 2 calon pasangan itemset

| Premises | Conclusion | Supp... | Confid.. |
|--------------------|--------------------|---------|----------|
| Kerusakan Hati | Kardiovaskular | 0.400 | 0.800 |
| Kerusakan Hati | Kerusakan Ginjal | 0.400 | 0.800 |
| Kerusakan Ginjal | Kardiovaskular | 0.425 | 0.810 |
| Diabetes Melitus | Kardiovaskular | 0.325 | 0.812 |
| Diabetes Melitus | Kerusakan Hati | 0.325 | 0.812 |
| Hypertensi | Kardiovaskular | 0.350 | 0.824 |
| Diabetes Melitus | Kerusakan Ginjal | 0.350 | 0.875 |
| Penyakit Paru-Paru | Gagal Pernapasan | 0.350 | 0.875 |
| Gagal Pernapasan | Penyakit Paru-Paru | 0.350 | 0.933 |
| Penyakit Paru-Paru | Pneumonia | 0.400 | 1 |
| Asma | Pneumonia | 0.375 | 1 |
| Gagal Pernapasan | Pneumonia | 0.375 | 1 |
| Penyakit Jantung | Kardiovaskular | 0.250 | 1 |
| Penyakit Ginjal | Kerusakan Ginjal | 0.275 | 1 |

Gambar 2 Hasil Iterasi 2-itemset yang memenuhi syarat minsup dan mincof

3) Iterasi Kedua dari 3 calon pasangan *itemset*

| | | | |
|--------------------------------------|-------------------------------|-------|-------|
| Kardiovaskular, Kerusakan Hati | Kerusakan Ginjal | 0.325 | 0.812 |
| Kerusakan Ginjal, Kerusakan Hati | Kardiovaskular | 0.325 | 0.812 |
| Kerusakan Ginjal, Hipertensi | Kerusakan Hati | 0.250 | 0.833 |
| Kardiovaskular, Hipertensi | Kerusakan Ginjal | 0.300 | 0.857 |
| Kerusakan Ginjal, Diabetes Melitus | Kardiovaskular | 0.300 | 0.857 |
| Kerusakan Ginjal, Diabetes Melitus | Kerusakan Hati | 0.300 | 0.857 |
| Pneumonia, Penyakit Paru-Paru | Gagal Pernapasan | 0.350 | 0.875 |
| Kerusakan Hati, Hipertensi | Kerusakan Ginjal | 0.250 | 0.909 |
| Kardiovaskular, Diabetes Melitus | Kerusakan Ginjal | 0.300 | 0.923 |
| Kerusakan Hati, Diabetes Melitus | Kerusakan Ginjal | 0.300 | 0.923 |
| Gagal Pernapasan | Pneumonia, Penyakit Paru-Paru | 0.350 | 0.933 |
| Pneumonia, Gagal Pernapasan | Penyakit Paru-Paru | 0.350 | 0.933 |
| Penyakit Paru-Paru, Gagal Pernapasan | Pneumonia | 0.350 | 1 |
| Kerusakan Ginjal, Hipertensi | Kardiovaskular | 0.300 | 1 |
| Kerusakan Hati, Hipertensi | Kardiovaskular | 0.275 | 1 |

Gambar 3 Hasil Iterasi 3-itemset yang memenuhi syarat minsup dan mincof

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari analisis dan pembahasan mengenai pola data penyakit pasien dengan menerapkan metode association rule menggunakan algoritma FP-Growth dapat disimpulkan sebagai berikut. Metode association rule dengan algoritma FP-Growth terbukti dapat membantu rumah sakit dalam melakukan penelusuran data historis pasien sehingga dapat mengidentifikasi pola hubungan antar berbagai jenis penyakit berdasarkan sifat-sifat yang telah terdeteksi sebelumnya. Metode ini sangat bermanfaat dalam memperkirakan jenis penyakit yang perlu ditangani oleh rumah sakit atau gugus tugas di masa mendatang. Penggunaan aplikasi data mining juga dapat menjadi referensi atau rekomendasi dalam pengambilan keputusan. Parameter support sebesar 25% atau 10 frequent itemset dipilih berdasarkan nilai frekuensi terkecil dari jenis-jenis penyakit dalam data, sementara parameter confidence sebesar 80% atau lebih digunakan untuk menghasilkan asosiasi yang kuat dari itemset yang sering muncul. Dengan metode ini, ditemukan 36 strong association rules yang dapat dijadikan acuan dalam penanganan penyakit. Hasil analisis menggunakan RapidMiner dan perhitungan manual menunjukkan kesamaan, yang menandakan bahwa aplikasi RapidMiner sangat akurat

dalam menemukan pola asosiasi. Selain itu, RapidMiner dapat diterapkan pada berbagai metode dan algoritma, termasuk algoritma FP-Growth.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Novianty, F. Kedokteran, U. Lampung, G. Meneng, and K. Bandarlampung, "Indonesian Journal of Nursing and Health Sciences," vol. 1, pp. 63–72, 2020.
- [2] D. Wintana, "Penerapan Algoritma FP-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak".
- [3] R. Rismayati and I. Ismarmiaty, "IMPLEMENTASI ALGORITMA FREQUENT PATTERN-GROWTH," vol. 4, no. 2, pp. 106–114, 2021.
- [4] R. Aditiya, S. Defit, and G. W. Nurcahyo, "Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis Prediksi Tingkat Ketersediaan Stock Sembako Menggunakan Algoritma FP-Growth dalam Meningkatkan Penjualan," vol. 2, 2020, doi: 10.37034/infeb.v2i3.44.
- [5] C. V. Purba and E. Buulolo, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Pola Data Penyakit Pada Anak Usia Dini (Studi Kasus: RS. Estomihi)," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 7, no. 2, p. 308, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i2.2113.
- [6] M. Afdal and M. Rosadi, "PENERAPAN ASSOCIATION RULE MINING UNTUK ANALISIS," vol. 5, no. 1, pp. 99–108, 2019.
- [7] F. A. Sianturi, "Penerapan Algoritma Apriori Untuk Penentuan Tingkat Pesanan," *Mantik Penusa*, vol. 2, no. 1, pp. 50–57, 2018, [Online]. Available: <http://e-jurnal.pelitanusantara.ac.id/index.php/mantik/article/view/330>
- [8] F. T. Waruwu, E. Buulolo, E. Ndruru, K. Kunci, A. Apriori, and R. Penyakit, "KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi dan Komputer) IMPLEMENTASI ALGORITMA APRIORI PADA ANALISA POLA DATA PENYAKIT MANUSIA YANG DISEBABKAN OLEH ROKOK," vol. I, pp. 176–182, 2017.
- [9] R. Febrian, F. Dzulfaqor, M. N. Lestari, A. A. Romadhon, and E. Widodo, "Analisis Pola Pembelian Obat di Apotek UII Farma Menggunakan Metode Algoritma Apriori," pp. 49–54, 2018.
- [10] M. Kadafi, "Penerapan Algoritma FP-GROWTH untuk Menemukan Pola Peminjaman Buku Perpustakaan UIN Raden Fatah Palembang," vol. 10, no. 2, pp. 52–58, 2018.
- [11] H. Maulidiya and A. Jananto, "Asosiasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Dan Fp-GROWTH SEBAGAI DASAR PERTIMBANGAN PENENTUAN PAKET SEMBAKO," *Proceeding SENDIU 2020*, vol. 6, pp. 36–42, 2020.