

## ANALISA HUBUNGAN PENYAKIT JANTUNG KORONER TERHADAP PENYEBABNYA MENGGUNAKAN ALGORITMA FREQUENT PATTERN GROWTH

Eva Darnila<sup>✉</sup>, Nazira, Fajriana

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Aceh Utara, Indonesia

Email: [eva.darnila@unimal.ac.id](mailto:eva.darnila@unimal.ac.id)

DOI: <https://doi.org/10.46880/jmika.Vol9No1.pp19-31>

### ABSTRACT

*The increase in cases of coronary heart disease without detailed knowledge of the causes is a serious problem that requires immediate treatment. This study aims to analyze the relationship between causal factors and the incidence of coronary heart disease using the Frequent Pattern Growth (FP-Growth) algorithm. This algorithm is applied to medical data of inpatients at RSUD dr. Fauziah Bireuen to identify patterns of relationships that often arise between risk factors such as age, gender, diabetes, cholesterol, hypertension and uric acid on the diagnosis of coronary heart disease. There were 180 patient medical record data with 17 items used for analysis. The results show the three most significant relationship patterns: the combination of risk factors for diabetes and high cholesterol has a support value of 50% and confidence of 67%, the risk of diabetes in men has a support value of 47% and confidence of 63%, and the combination of cholesterol and hypertension shows a support value of 45 % and confidence 66%. These results are expected to provide better insight into the prevention, early detection and treatment of coronary heart disease, as well as improving health services in hospitals. This research also emphasizes the importance of applying data mining technology in the analysis of complex health data.*

**Keyword:** Analysis, Coronary Heart Disease, Data Mining, FP-Growth, Risk Factors.

### ABSTRAK

*Peningkatan kasus penyakit jantung koroner tanpa pengetahuan rinci mengenai penyebabnya menjadi masalah serius yang membutuhkan penanganan segera. Tujuan dari studi ini adalah untuk mengevaluasi hubungan penyebab dengan kejadian penyakit jantung koroner menggunakan algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth). Algoritma ini diterapkan pada data medis pasien rawat inap di RSUD dr. Fauziah Bireuen untuk mengidentifikasi pola hubungan yang sering muncul antara faktor risiko seperti usia, jenis kelamin, diabetes, kolesterol, hipertensi, dan asam urat terhadap diagnosis penyakit jantung koroner. Terdapat 180 data catatan medis pasien dengan 17 item yang digunakan untuk analisis. Hasilnya menunjukkan tiga pola hubungan paling signifikan: kombinasi faktor risiko diabetes dan kolesterol tinggi memiliki nilai support 50% dan confidence 67%, risiko diabetes pada laki-laki memiliki nilai support 47% dan confidence 63%, serta kombinasi kolesterol dan hipertensi menunjukkan nilai support 45% dan confidence 66%. Hasil ini diharapkan memberikan wawasan lebih baik untuk pencegahan, deteksi dini, dan pengobatan penyakit jantung koroner, serta meningkatkan layanan kesehatan di rumah sakit. Penelitian ini juga menekankan pentingnya penerapan teknologi data mining dalam analisis data kesehatan yang kompleks.*

**Kata Kunci:** Analisa, Data Mining, Faktor Risiko, FP-Growth, Penyakit Jantung Koroner.

### PENDAHULUAN

Penyakit jantung adalah satu diantara penyakit yang sedang menarik perhatian besar di dunia medis karena dampaknya yang signifikan terhadap kesehatan global. Di antara berbagai jenis penyakit jantung, penyakit jantung koroner memiliki angka kematian yang tinggi, terutama di negara maju. Penyakit ini terjadi akibat penebalan dinding pembuluh darah, yang mengakibatkan tersumbatnya arteri koroner dan gangguan aliran darah ke jantung, berujung pada gagal

jantung. Kondisi ini tidak hanya memengaruhi kesehatan individu, tetapi juga kualitas hidup, biaya perawatan kesehatan, serta perekonomian Negara (Alkhusari et al., 2020).

Di Rumah Sakit Umum Daerah dr. Fauziah Bireuen, peningkatan kasus penyakit jantung koroner yang penyebabnya belum sepenuhnya dipahami menjadi masalah serius yang perlu ditangani. Untuk itu, diperlukan sistem yang dapat menganalisis hubungan

antara faktor-faktor risiko dan penyakit ini guna membantu pencegahan serta pengendalian penyakit.

Penerapan teknik data mining dalam analisis data medis dapat mengungkap pola-pola berpengaruh yang tersembunyi dalam data besar. Satu dari sederet algoritma yang diaplikasikan adalah *Frequent Pattern Growth* (FP- Growth), yang dapat mengidentifikasi pola asosiasi antara variabel dalam kumpulan data (Sihombing et al., 2022).

Penelitian yang dilaksanakan oleh (Tampubolon et al., 2023) menunjukkan bahwa sumber penyakit jantung koroner mencakup penyebab yang permanen, misalnya umur dan latar belakang keluarga, serta penyebab yang dapat dimodifikasi, seperti pola hidup tidak sehat, dislipidemia, merokok, dan diabetes.

Penelitian tentang penerapan FP-Growth juga pernah dilakukan dengan judul “Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma FP-Growth pada Analisis Pola Pencurian Daya Listrik” menunjukan hasil persentase tingkat kepastian pola kecurangan listrik yang terjadi di kawasan UP3 Padangsidempuan (Almira et al., 2021).

Oleh karena itu, penerapan algoritma FP-Growth pada data medis pasien di RSUD dr. Fauziah Bireuen berguna menganalisis hubungan antara penyebab seperti usia, jenis kelamin, diabetes, kolesterol, dan hipertensi terhadap kejadian penyakit jantung koroner. Diharapkan hasil studi ini akan menyajikan penjelasan yang lebih komprehensif mengenai berbagai faktor penyebab dan membantu dalam pengendalian penyakit ini secara lebih efektif.

## **TINJAUAN PUSTAKA**

### **Penyakit Jantung Koroner**

Penyakit jantung koroner disebabkan oleh plak *aterosklerosis* yang terakumulasi di arteri koroner sehingga menghambat pasokan oksigen ke otot jantung. Penyakit jantung koroner memiliki dampak diagnosis tersendiri seperti *angina pectoris*, gagal jantung, *infark myokard* dan kematian (Lina & Saraswati, 2020).

Komplikasi yang timbul dari jantung koroner seperti gagal jantung adalah sindrom klinis yang kompleks, yang dapat disebabkan oleh gangguan fungsi *miokard* (baik *sistolik* maupun *diastolik*), penyakit katup, *perikarditis*, atau faktor-faktor lain yang menghambat aliran darah dan menyebabkan retensi cairan (Oktaverina & Purwowiyoto, 2024).

Menurut penelitian (Mulhayana et al., 2022) diagnosis penyakit jantung koroner adalah *angina pectoris* terjadi karena kurangnya suplai darah akibat penyempitan arteri koroner, sehingga menyebabkan

nyeri dada saat istirahat atau saat beraktivitas dan apabila tidak ada darah yang dapat mengalir melalui arteri koroner maka penderita dapat mengalami serangan jantung disebut *infark myokard* yang dapat berlangsung lebih lama dimana gejalanya tidak hilang dengan istirahat atau obat penghilang rasa sakit sampai orang tersebut pingsan, mengalami syok, atau bahkan meninggal seketika.

### **Hubungan Penyakit Jantung Koroner Terhadap Penyebabnya**

Berikut ini beberapa hubungan antara penyebab dan peningkatan penyakit jantung koroner, antara lain:

1. Hubungan penyakit jantung koroner terhadap usia  
Berdasarkan penelitian (Johanis et al., 2020) telah menunjukkan seiring bertambahnya usia, seseorang menjadi lebih rentan terhadap penyakit jantung koroner antara usia 40 sampai 60 tahun. Pasien penyakit jantung koroner paling sering ditemukan pada orang yang berusia di atas 60 tahun, namun juga ditemukan pada orang yang berusia di bawah 40 tahun. Sekitar 82% penyakit jantung koroner pada orang berusia di atas 65 tahun akan mengakibatkan perubahan fisiologis pada jantung, sehingga menyebabkan peningkatan angka kematian pada usia tersebut.
2. Hubungan penyakit jantung koroner terhadap jenis kelamin.

Penelitian yang dilakukan oleh (Melyani et al., 2023) menunjukkan bahwa insiden penyakit jantung koroner terutama terjadi pada pria. Hal ini karena wanita memiliki *pramenopause* yang mempunyai efek perlindungan dari hormon *estrogen* yang lebih rendah terhadap penyakit jantung koroner. Namun, kejadian penyakit jantung koroner meningkat setelah *menopause* pada wanita, dan mereka mempunyai risiko yang sama dengan pria. Namun penyebab terutama yang lain pada pria yaitu dengan kebiasaan pria merokok menyebabkan kerusakan jaringan (*nekrosis*) pada pembuluh darah akibat plak (*nekrosis*) yang dapat memberi tekanan pada sistem jantung.

3. Hubungan penyakit jantung koroner terhadap *hipertensi*.

Penelitian oleh (Monica et al., 2019) menyebutkan *hipertensi* atau sering dikenal dengan tekanan darah tinggi menjadi lebih umum seiring bertambahnya usia. Ketika tekanan darah sistemik meningkat, darah dipompa keluar dari *ventrikel kiri*, yang meningkatkan beban kerja jantung dan menyebabkan *hipertrofi ventrikel* untuk mengimbangi kekuatan *kontraktil*, yang pada

akhirnya dapat menyebabkan pelebaran dan gagal jantung. *Aterosklerosis* didahului oleh kerusakan *endotel* kronis akibat ketegangan yang disebabkan oleh tekanan darah itu sendiri. Cedera sering terjadi pada daerah percabangan *arteri koroner*. Jika proses *aterosklerotik* berlanjut, suplai oksigen di dalam *miokardium* menurun, sedangkan *hipertrofi miokard* dan beban kerja jantung meningkatkan kebutuhan oksigen di dalam *miokardium*, sehingga mengakibatkan *infark miokard*. Orang dengan riwayat hipertensi mempunyai kemungkinan lebih besar terkena penyakit jantung koroner dibandingkan orang tanpa riwayat hipertensi.

4. Hubungan penyakit jantung koroner terhadap *diabetes mellitus*.

Berdasarkan penelitian (Rahmawati et al., 2020) didapatkan bahwa pada penderita *diabetes mellitus* berkembang lebih cepat penyakit jantung koroner, dibandingkan pada orang tanpa *diabetes mellitus*. Hal ini disebabkan oleh tingginya kadar gula darah dalam jangka waktu lama sehingga menyebabkan *arterosklerosis* pada *arteri koroner*. Penderita *diabetes mellitus* menyebabkan fungsi jantung tidak membaik secara optimal sehingga mengakibatkan kekakuan otot jantung. Para peneliti berhipotesis bahwa seseorang yang terkena *diabetes mellitus* dan penyakit jantung koroner, artinya terjadi perubahan *metabolisme lipid* atau mengakibatkan peningkatan *aterogenesis*.

5. Hubungan penyakit jantung koroner terhadap *kolesterol*.

Berdasarkan penelitian (Rahmad, 2021) ditemukan bahwa kolesterol dalam darah berasal dari 2 (dua) sumber yaitu makanan yang diserap dan diproduksi tubuh, yaitu dimana sekitar 70% kolesterol disintesis di hati dan sekitar 30% dari asupan makanan. Jika saja kadar kolesterol seimbang sekitar  $\pm 200$  mg/dL, maka tubuh akan tetap sehat. Kadar *kolesterol* tinggi yang berkepanjangan dapat meningkatkan risiko berbagai gangguan kesehatan, terutama jantung, termasuk *stroke* dan penyakit jantung koroner. Ketika *kolesterol* dalam darah terlalu banyak, kolesterol akan menumpuk di dinding *arteri*. Hal ini menyebabkan proses yang disebut *aterosklerosis*, sejenis penyakit jantung. Kemudian pada area pembuluh darah yang mengalami *arterosklerosis*, pembuluh darah menjadi kasar dan mudah rusak sehingga memudahkan terjadinya penggumpalan darah sehingga memudahkan terjadinya penggumpalan darah. *Arteri* menjadi menyempit sehingga akan

memperlambat atau menghalangi aliran darah ke otot jantung.

6. Hubungan penyakit jantung koroner terhadap asam urat.

Berdasarkan hasil analisis (Wiradinata et al., 2022) disimpulkan bahwa tingginya kadar asam urat dalam darah yang dikenal sebagai *hiperurisemia*, menyebabkan kristal asam urat menumpuk dan menyebabkan peradangan. Ini merupakan faktor risiko utama terjadinya *aterosklerosis* (pengerasan dan penyempitan pembuluh darah) yang dapat menyebabkan penyakit jantung koroner. Kadar asam urat yang tinggi juga dapat merusak lapisan pembuluh darah (*endotelium*) yang penting untuk menjaga fungsi normal pembuluh darah dan kelancaran aliran darah. Serta stres oksidatif dapat meningkat dan dapat merusak jaringan tubuh seperti sel dan pembuluh darah. *Hiperurisemia* juga sering dikaitkan dengan tekanan darah tinggi (*hipertensi*), yang merupakan faktor risiko utama penyakit jantung koroner. Namun, meskipun ada hubungan antara kadar asam urat tinggi dan penyakit jantung koroner, hubungan ini rumit dan melibatkan banyak faktor lain seperti gaya hidup, genetika, dan kondisi kesehatan lainnya.

### Analisa

Analisa kerangka kerja yang merujuk pada pemeriksaan sistematis terhadap suatu hal untuk mengidentifikasi, keterkaitan antar komponen dan hubungannya dengan keseluruhan. Oleh karena itu, definisinya dapat disusun sebagai proses pengorganisasian dan pengelompokan informasi ke dalam pola, kategori dan satuan dasar penjabar sehingga dapat ditemukan tema dan ditindaklanjuti (Rozak, 2021).

### Data Mining

Data mining ialah rangkaian tahapan yang dimulai dari persiapan data, pengoperasian algoritma, dan representasi visual dari hasil proses (Fajriana et al., 2018). Data mining menggunakan pendekatan dua langkah yaitu, *unsupervised learning* dan *supervised learning*. Dimana *unsupervised learning* tidak menggunakan pemandu atau instruktur, namun menggunakan nama data sebagai pengajarnya. Sedangkan *supervised learning* terdapat pemimpin dan pelatih yang terlibat (Darnila et al., 2023).

### Association Rule

*Association rule* ialah metode data mining deskriptif untuk mengungkap kaidah keterkaitan

diantara item data atau kolaborasi dari item yang mencapai ambang *minimum support* (Lienata et al., 2021).

- 1) *Support* merupakan skala yang memperlihatkan sejauh mana *itemset* mendominasi terhadap total transaksi. Persamaan untuk memperoleh nilai *support* dari satu item yaitu:

$$\text{Support } A = \frac{\sum \text{jumlah transaksi } A}{\sum \text{Total transaksi}} \times 100\% \dots\dots (1)$$

Sementara itu, nilai *support* dari dua item dapat ditentukan dari persamaan sebagai berikut:

$$\text{Support } AB = \frac{\sum \text{jumlah transaksi } AB}{\sum \text{Total transaksi}} \times 100\% \dots (2)$$

- 2) *Confidence* adalah proporsi antara banyaknya transaksi yang menyertakan kedua item dengan jumlah transaksi yang mengandung nilai A. Adapun nilai *confidence* dari aturan AB dapat diperoleh dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Confidence} = \frac{\sum \text{jumlah transaksi } AB}{\sum \text{Total transaksi } A} \times 100\% \dots\dots (3)$$

#### Algoritma Frequent Pattern Growth (FP-Growth)

Algoritma *Frequent Pattern Growth* (FP-Growth) dimanfaatkan untuk menemukan *itemset* yang kerap kali timbul (*frequent itemset*) pada suatu dataset melalui struktur data berbentuk pohon yang disebut FP-Tree (Rusnandi et al., 2020). Proses FP-Growth terdiri dari tiga langkah utama:

1. Fase *Conditional Pattern Base*
2. Fase *Conditional FP-Tree*
3. Fase *Frequent Pattern Generation*

#### Frequent Pattern Tree (FP-Tree)

*Frequent Pattern Tree* (FP-Tree) memiliki dua karakteristik yaitu, pertama dimulai dengan akar yang disebut *null*. Akar membentuk *sub-tree* yang terdiri dari elemen spesifik. Kedua, setiap *node* berisi 3 (tiga) informasi penting yaitu, *item* yang disajikan oleh *node* (menunjukkan jenis elemen), *support count* (menunjukkan jumlah atau frekuensi jalur transaksi yang melewati *node*), *pointer* sebagai penghubung antara *node* dan elemen (*node link*), serta tautan antar jalur, *pointer* ditandai dengan garis (Setyo & Wardhana, 2019).

#### Penelitian Terdahulu

Berbagai penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk memahami analisa hubungan penyakit jantung koroner terhadap penyebabnya, masing-masing dengan pendekatan dan temuan yang memperkaya pemahaman mengenai algoritma FP-Growth.

Penelitian-penelitian tersebut di antaranya adalah studi yang dilakukan oleh (Khoirunnisaa et al., 2024) tentang analisis pola faktor penyebab balita

stunting pada dinas kesehatan kota bekasi menggunakan algoritma fp-growth dapat disimpulkan bahwa algoritma ini efektif dan berhasil mengidentifikasi beberapa pola signifikan, di antaranya adalah pola yang menghubungkan status gizi kurang, tidak menerima ASI eksklusif, dan kurus dengan risiko stunting. Pola-pola ini ditemukan dengan *minimum support* 0,5 dan *confidence* 0,6, serta didukung dengan rasio lift lebih dari 1, menunjukkan korelasi yang kuat antara faktor-faktor tersebut. Penerapan algoritma ini terbukti memberikan wawasan yang mendalam dan akurat dalam identifikasi faktor penyebab, yang dapat digunakan sebagai acuan dalam pencegahan dan pengendalian kondisi kesehatan serupa.

Sementara, penelitian sebelumnya oleh (Pujiharto et al., 2023) mengenai perbandingan kinerja algoritma Apriori, FP-Growth, dan Eclat dalam menemukan pola frekuensi pada dataset INA-CBG menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth dan Apriori lebih efisien dalam hal waktu pemrosesan dan penggunaan memori dibandingkan Eclat. Walaupun semua algoritma menghasilkan aturan asosiasi yang sama dalam mendeteksi pola kombinasi diagnosa umum pada dataset, FP-Growth memberikan waktu pemrosesan tercepat, sedangkan Eclat menggunakan lebih banyak memori. Dengan demikian, algoritma FP-Growth dianggap paling cocok untuk menemukan pola frekuensi dalam data berskala besar di bidang kesehatan, sehingga dapat dioptimalkan untuk mendukung manajemen layanan kesehatan dalam memahami pola penyakit dan perencanaan sumber daya yang lebih efektif.

Penelitian lain oleh (Syahputri & Yahfizham, 2024) berhasil menunjukkan bahwa penerapan algoritma FP-Growth dapat mengidentifikasi pola asosiasi terkait pola makan mahasiswa yang mengalami *gastritis* di beberapa universitas di Indonesia. Dengan dataset 502 mahasiswa penderita *gastritis* dan nilai *minimum support* 6% serta *confidence* 100%, ditemukan empat pola signifikan, termasuk konsumsi makanan pedas 2-5 kali per minggu, kebiasaan menahan lapar karena jadwal kuliah padat, dan tinggal di asrama, yang memiliki dukungan tertinggi sebesar 8,2%. Hasil ini menunjukkan bahwa konsumsi makanan pedas, kopi, serta pengaturan jadwal kuliah yang padat berkorelasi dengan *gastritis* pada mahasiswa. Analisis pola makan menggunakan FP-Growth ini dapat digunakan untuk memberikan rekomendasi kebiasaan makan sehat yang relevan bagi mahasiswa penderita *gastritis*.

Penelitian yang dilakukan oleh (Wahid & Avianto, 2023) juga menunjukkan bahwa algoritma

FP-Growth efektif dalam menganalisis korelasi antar-diagnosa pada dataset medis, memberikan wawasan berharga untuk meningkatkan layanan kesehatan dan mendukung pengambilan keputusan berbasis bukti. Dengan 5.400 data pasien yang mencakup informasi seperti usia, alamat, dan diagnosa, analisis menggunakan FP-Growth berhasil menemukan aturan asosiasi dengan nilai *support* tertinggi 0,8 dan *confidence* 1, yang menunjukkan hubungan yang sangat kuat antar-diagnosa, khususnya di kecamatan Ambunten dan Masalembu. Hasil ini mengindikasikan bahwa algoritma FP-Growth dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola asosiasi yang signifikan dalam data medis, yang kemudian dapat dimanfaatkan dalam perencanaan strategis dan pengembangan kebijakan kesehatan berbasis data.

Serta, penelitian (Yunanda et al., 2020) menunjukkan bahwa algoritma FP-Growth efektif dalam menganalisis pola penyalahgunaan narkoba di Kabupaten Padang Pariaman, Sumatera Barat, khususnya dalam mengidentifikasi kombinasi lokasi, jenis narkoba, dan profil tersangka. Dengan menggunakan data Satresnarkoba Polres Padang Pariaman yang mencakup informasi tersangka, jenis narkoba, dan tempat kejadian, algoritma FP-Growth berhasil menemukan pola signifikan bahwa kasus penyalahgunaan narkoba dengan jenis shabu paling sering terjadi di Lubuk Alung, dengan tersangka berprofesi sebagai wiraswasta. Temuan ini dapat dijadikan dasar bagi pihak berwenang dalam perumusan kebijakan pencegahan narkoba yang lebih tepat sasaran di daerah tersebut.

## METODE PENELITIAN

### Teknik Pengumpulan Data

Data yang diterapkan dalam studi ini dikumpulkan dari observasi terhadap catatan medis pasien rawat inap di RSUD dr. Fauziah Bireuen, dengan total 180 data pasien. Data yang digunakan meliputi informasi *demografi* pasien (usia, jenis kelamin) dan berbagai faktor risiko (diabetes, kolesterol, hipertensi, asam urat).

### Tahapan Analisa

Langkah-langkah analisis dalam studi ini adalah sebagai berikut:

- 1) *Preprocessing* data, yaitu dilakukan pembersihan dan penyederhanaan data untuk menjamin data tetap utuh dan tidak rusak.
- 2) Realisasi algoritma FP-Growth dalam upaya mengidentifikasi pola asosiasi antara faktor-faktor risiko seperti usia, jenis kelamin, diabetes,

kolesterol, hipertensi, dan asam urat. Pola-pola yang dihasilkan akan dianalisis berdasarkan nilai *support* dan *confidence* untuk mengidentifikasi hubungan yang signifikan.

- 3) Interpretasi temuan yang memberikan kombinasi pola tentang penyebab yang paling berefek pada kasus penyakit ini.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Perhitungan Manual Algoritma FP-Growth

Kutipan sampel data primer yang disediakan oleh RSUD dr.Fauziah Bireuen ada pada Gambar 1 dibawah ini:

No Rekam Medis	Usia	Jenis Kelamin	Diabetes	Kolesterol	Hipertensi	Asam Urat	Diagnosis
987	44	Laki-Laki	Diabetes	Kolesterol	Hipertensi	Tidak Ada	Gagal Jantung
27069	53	Perempuan	Diabetes	Kolesterol	Hipertensi	Tinggi	Angina Pectoris
34170	51	Perempuan	Diabetes	Kolesterol	Hipertensi	Tidak Ada	Gagal Jantung
37193	71	Perempuan	Diabetes	Kolesterol	Hipertensi	Tidak Ada	Angina Pectoris
50543	57	Laki-Laki	Diabetes	Non Kolesterol	Non Hipertensi	Tinggi	Infark Myokard Akut
...	...	...	...	...	...	...	...
518856	48	Laki-Laki	Diabetes	Kolesterol	Hipertensi	Tinggi	Infark Myokard Akut

**Gambar 1.** Sampel Data Resume Medis Pasien Jantung Koroner (2021-2023)

Berikut ini adalah tahapan perhitungan manual algoritma FP-Growth menggunakan sampel data dari Gambar 1.

### Tranformasi Data

Untuk aturan transformasi data dapat dilihat pada Tabel 1 berikut ini:

**Tabel 1.** Aturan Transformasi Data

Item	Kategori
20 – 37 tahun	U1
38 – 55 tahun	U2
56 – 73 tahun	U3
74 – 92 tahun	U4
Laki-laki	J1
Perempuan	J2
Diabetes	D1
Non diabetes	D2
Kolesterol	K1
Non Kolesterol	K2
Hipertensi	H1
Non Hipertensi	H2
Tidak Ada	A1
Normal	A2
Tinggi	A3
Angina Pectoris	P1
Atheroklorosis	P2
Gagal Jantung	P3
Infark Myokard Akut	P4

Pada Gambar 2 dibawah ini dapat dilihat hasil penerapan transformasi data berdasarkan sampel data yang disediakan pada Gambar 1:

No	Usia	Jenis Kelamin	Diabetes	Kolesterol	Hipertensi	Asam Urat	Diagnosis
1	U2	J1	D1	K1	H1	A1	P3
2	U2	J2	D1	K1	H1	A3	P1
3	U2	J2	D1	K1	H1	A1	P3
4	U3	J2	D1	K1	H1	A1	P1
5	U3	J1	D1	K2	H2	A3	P4
...	...	...	...	...	...	...	...
180	U2	J1	D1	K1	H1	A3	P4

Gambar 2. Hasil Tranformasi Data

### Menghitung Frekuensi

Setiap kategori *itemset* dihitung frekuensi dan nilai *support* menggunakan persamaan 1 dan diurutkan secara *descending* seperti yang di tampilkan didalam Tabel 2 berikut ini:

Tabel 2. Frekuensi dan Nilai *Support Itemset*

<i>Itemset</i>	Frekuensi	<i>Support</i>
D1	133	$\frac{133}{180} \times 100\% = 73\%$
K1	121	$\frac{121}{180} \times 100\% = 67\%$
J1	113	$\frac{113}{180} \times 100\% = 62\%$
H1	111	$\frac{111}{180} \times 100\% = 61\%$
P4	83	$\frac{83}{180} \times 100\% = 46\%$
A3	81	$\frac{81}{180} \times 100\% = 45\%$
U3	81	$\frac{81}{180} \times 100\% = 45\%$
U2	78	$\frac{78}{180} \times 100\% = 43\%$
H2	69	$\frac{69}{180} \times 100\% = 38\%$
J2	67	$\frac{67}{180} \times 100\% = 37\%$
K2	59	$\frac{59}{180} \times 100\% = 32\%$
A2	53	$\frac{53}{180} \times 100\% = 29\%$
P3	53	$\frac{53}{180} \times 100\% = 29\%$
D2	47	$\frac{47}{180} \times 100\% = 26\%$
A1	46	$\frac{46}{180} \times 100\% = 25\%$
P1	40	$\frac{40}{180} \times 100\% = 22\%$
U1	12	$\frac{12}{180} \times 100\% = 6\%$
U4	10	$\frac{10}{180} \times 100 = 5\%$
P2	4	$\frac{4}{180} \times 100 = 2\%$

### Seleksi Nilai *Minimum Support*

Penentuan nilai *minimum support* dan *confidence* yang terlalu rendah akan menghasilkan terlalu banyak pola, sementara nilai yang terlalu tinggi mungkin akan mengabaikan pola penting (Hikmawati et al., 2021). Nilai *minimum support* yang digunakan dalam analisa  $\geq 45\%$  diambil dari Tabel 2, hasil *itemset* yang mencapai ambang *minimum support* ditunjukkan pada Tabel 3 berikut ini:

Tabel 3. *Itemset* yang Memenuhi *Minimum Support*

<i>Itemset</i>	Frekuensi	<i>Support</i>
D1	133	73%
K1	121	67%
J1	113	62%
H1	111	61%
P4	83	46%
A3	81	45%
U3	81	45%

### Pembangkitan *Itemset*

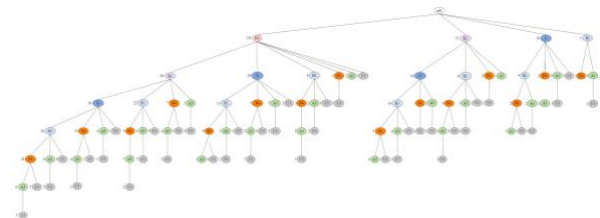
Pendataan ulang transaksi item dalam dataset pada Gambar 2 dimana item yang tidak memenuhi *threshold minimum support* pada Tabel 3 akan diabaikan. Urutan setiap transaksi diurutkan berdasarkan frekuensi *support* dari tertinggi ke terendah ditunjukkan pada Gambar 3 berikut ini:

Transaksi	<i>Itemset</i>						Urutan <i>Itemset</i>
Transaksi 1	D1	K1	J1	H1			D1, K1, J1, H1
Transaksi 2	D1	K1		H1	A3		D1, K1, H1, A3
Transaksi 3	D1	K1		H1			D1, K1, H1
Transaksi 4	D1	K1		H1		U3	D1, K1, H1, U3
Transaksi 5	D1		J1		P4	A3	D1, J1, P4, A3, U3
...	...	...	...	...	...	...	...
Transaksi 180	D1	K1	J1	H1	P4	A3	D1, K1, J1, H1, P4, A3

Gambar 3. Hasil Pembangkitan *Itemset*

### Pembentukan FP-Tree

Berdasarkan Gambar 3 tentang pembangkitan *itemset*, pada Gambar 4 dibawah ini dilakukan pembentukan FP-Tree yang menggambarkan struktur hubungan antara *itemset* yang terbentuk selama proses analisa. Setiap node di FP-Tree memuat nama item dan nilai frekuensi yang diaplikasikan dalam menetapkan frekuensi kemunculan item di setiap jalur transaksi.



Gambar 4. Pembentukan FP-Tree dengan 179 Transaksi

Selanjutnya pembentukan *conditional pattern base* yang memuat lintasan dan pola akhiran, serta *conditional FP-Tree* dari item dengan jumlah kemunculan terbesar dalam setiap sub-tree ditampilkan pada Tabel 4 dibawah ini:

**Tabel 4.** Pembentukan *conditional pattern base* dan *conditional FP-Tree*

	<i>Conditional Pattern Base</i>	<i>Conditional FP-Tree</i>
U3	{D1, K1, J1, H1, P4, A3 = 3}, {D1, K1, J1, H1, P4 = 5}, {D1, K1, J1, H1, A3 = 5}, {D1, K1, J1, H1 = 3}, {D1, K1, J1, P4, A3 = 2}, {D1, K1, J1, P4 = 2}, {D1, K1, J1, A3 = 1}, {D1, K1, J1 = 1}, {D1, K1, H1, P4, A3 = 2}, {D1, K1, H1, A3 = 5}, {D1, K1, H1 = 4}, {D1, K1, P4, A3 = 2}, {D1, K1, P4 = 1}, {D1, K1, A3 = 2}, {D1, J1, H1, P4 = 4}, {D1, J1, H1, A3 = 2}, {D1, J1, H1 = 1}, {D1, J1, P4, A3 = 2}, {D1, J1, P4 = 3}, {D1, J1, A3 = 2}, {D1, J1 = 2}, {D1, H1, P4, A3 = 1}, {D1, H1, A3 = 2}, {D1, H1 = 1}, {D1, P4 = 3}, {D1 = 1}, {K1, J1, H1, P4 = 1}, {K1, J1, H1, A3 = 2}, {K1, J1, H1 = 1}, {K1, J1, P4 = 1}, {K1, J1, A3 = 2}, {K1, H1, P4, A3 = 1}, {K1, H1, P4 = 2}, {K1, H1, A3 = 1}, {K1, H1 = 1}, {K1, P4 = 1}, {J1, H1, P4 = 1}, {J1, H1, A3 = 1}, {J1, A3 = 1}, {J1 = 1}, {H1, A3 = 1}	{D1 = 62}, {K1 = 51}, {J1 = 49}, {H1 = 50}, {P4 = 38}, {A3 = 40}
A3	{D1, K1, J1, H1, P4 = 6}, {D1, K1, J1, H1 = 9}, {D1, K1, J1, P4 = 4}, {D1, K1, J1 = 4}, {D1, K1, H1, P4 = 5}, {D1, K1, H1 = 8}, {D1, K1, P4 = 4}, {D1, K1 = 2},	{D1 = 58}, {K1 = 56}, {J1 = 48}, {H1 = 52}, {P4 = 31}

	{D1, J1, H1, P4 = 1}, {D1, J1, H1 = 2}, {D1, J1, P4 = 2}, {D1, J1 = 5}, {D1, H1, P4 = 2}, {D1, H1 = 2}, {D1 = 2}, {K1, J1, H1, P4 = 4}, {K1, J1, H1 = 3}, {K1, J1 = 2}, {K1, H1, P4 = 1}, {K1, H1 = 3}, {K1 = 1}, {J1, H1, P4 = 1}, {J1, H1 = 2}, {J1, P4 = 1}, {J1 = 2}, {H1 = 3}	
P4	{D1, K1, J1, H1 = 19}, {D1, K1, J1 = 13}, {D1, K1, H1 = 5}, {D1, K1 = 7}, {D1, J1, H1 = 9}, {D1, J1 = 5}, {D1, H1 = 3}, {D1 = 3}, {K1, J1, H1 = 8}, {K1, J1 = 1}, {K1, H1 = 3}, {K1 = 2}, {J1, H1 = 2}, {J1 = 2}, {H1 = 1}	{D1 = 64}, {K1 = 58}, {J1 = 59}, {H1 = 50}
H1	{D1, K1, J1 = 36}, {D1, K1 = 22}, {D1, J1 = 13}, {D1 = 8}, {K1, J1 = 14}, {K1 = 9}, {J1 = 4}	{D1 = 79}, {K1 = 81}, {J1 = 67}
J1	{D1, K1 = 56}, {D1 = 29}, {K1 = 18}	{D1 = 85}, {K1 = 74}
K1	{D1 = 90}	{D1 = 90}

Berdasarkan Tabel 4 kombinasi *itemset* dari *conditional Fp-Tree* terhadap *itemset* akhiran untuk menghasilkan pola yang sering muncul pada Tabel 5 berikut ini:

**Tabel 5.** Pembentukan *Frequent Pattern Generated*

	<i>Frequent Pattern Generated</i>
U3	{D1, U3 = 62}, {K1, U3 = 51}, {J1, U3 = 49}, {H1, U3 = 50}, {P4, U3 = 38}, {A3, U3 = 40}
A3	{D1, A3 = 58}, {K1, A3 = 56}, {J1, A3 = 48}, {H1, A3 = 52}, {P4, A3 = 31}

P4	{D1, P4 = 64}, {K1, P4 = 58}, {J1, P4 = 59}, {H1, P4 = 50}
H1	{D1, H1 = 79}, {K1, H1 = 81}, {J1, H1 = 67}
J1	{D1, J1 = 85}, {K1, J1 = 74}
K1	{D1, K1 = 90}

Kombinasi *itemset* yang muncul dari Tabel 5 lalu di urutkan secara *descending* berdasarkan frekuensi kombinasi ditampilkan pada Tabel 6 berikut ini:

**Tabel 6.** Urutan *Frequent Pattern Generated*

Kombinasi <i>Itemset</i>	Frekuensi
D1, K1	90
D1, J1	85
K1, H1	81
D1, H1	79
K1, J1	74
J1, H1	67
D1, P4	64
D1, U3	62
J1, P4	59
K1, P4	58
D1, A3	58
K1, A3	56
H1, A3	52
K1, U3	51
H1, P4	50
H1, U3	50
J1, U3	49
J1, A3	48
A3, U3	40
P4, U3	38
P4, A3	31

#### Aturan Asosiasi

Berdasarkan Tabel 6 pencarian nilai dari kombinasi *itemset* yang mencapai ambang *minimum support* dan *minimum confidence* menggunakan persamaan 2 dan persamaan 3 dapat dilihat pada Tabel 7 dibawah ini:

**Tabel 7.** *Association Rule*

<i>Itemset</i>	Frekuensi	<i>Support</i>	<i>Confidence</i>
D1, K1	90	$\frac{90}{180} \times 100\%$ = 50%	$\frac{90}{133} \times 100\%$ = 67%
D1, J1	85	$\frac{85}{180} \times 100\%$ = 47%	$\frac{85}{133} \times 100\%$ = 63%

K1, H1	81	$\frac{81}{180} \times 100\%$ = 45%	$\frac{81}{121} \times 100\%$ = 66%
D1, H1	79	$\frac{79}{180} \times 100\%$ = 43%	$\frac{79}{133} \times 100\%$ = 59%
K1, J1	74	$\frac{74}{180} \times 100\%$ = 41%	$\frac{74}{121} \times 100\%$ = 61%
J1, H1	67	$\frac{67}{180} \times 100\%$ = 37%	$\frac{67}{113} \times 100\%$ = 59%
D1, P4	64	$\frac{64}{180} \times 100\%$ = 35%	$\frac{64}{133} \times 100\%$ = 48%
D1, U3	62	$\frac{62}{180} \times 100\%$ = 34%	$\frac{62}{133} \times 100\%$ = 46%
J1, P4	59	$\frac{59}{180} \times 100\%$ = 32%	$\frac{59}{113} \times 100\%$ = 52%
K1, P4	58	$\frac{58}{180} \times 100\%$ = 32%	$\frac{58}{121} \times 100\%$ = 47%
D1, A3	58	$\frac{58}{180} \times 100\%$ = 32%	$\frac{58}{133} \times 100\%$ = 43%
K1, A3	56	$\frac{56}{180} \times 100\%$ = 31%	$\frac{56}{121} \times 100\%$ = 46%
H1, A3	52	$\frac{52}{180} \times 100\%$ = 28%	$\frac{52}{111} \times 100\%$ = 46%
K1, U3	51	$\frac{51}{180} \times 100\%$ = 28%	$\frac{51}{121} \times 100\%$ = 42%
H1, P4	50	$\frac{50}{180} \times 100\%$ = 27%	$\frac{50}{111} \times 100\%$ = 45%
H1, U3	50	$\frac{50}{180} \times 100\%$ = 27%	$\frac{50}{111} \times 100\%$ = 45%
J1, U3	49	$\frac{49}{180} \times 100\%$ = 27%	$\frac{49}{113} \times 100\%$ = 43%
J1, A3	48	$\frac{48}{180} \times 100\%$ = 26%	$\frac{48}{113} \times 100\%$ = 42%
A3, U3	40	$\frac{40}{180} \times 100\%$ = 22%	$\frac{40}{81} \times 100\%$ = 49%
P4, U3	38	$\frac{38}{180} \times 100\%$ = 21%	$\frac{38}{83} \times 100\%$ = 45%
P4, A3	31	$\frac{31}{180} \times 100\%$ = 17%	$\frac{31}{83} \times 100\%$ = 37%



Hasil asosiasi diambil dari Tabel 7 dengan nilai *minimum support* sebesar  $\geq 45\%$  dan *minimum confidence* sebesar  $\geq 60\%$ . Hasilnya ditampilkan pada Tabel 8 berikut ini:

Tabel 8. Hasil Association Rule

Itemset	Frekuensi	Support	Confidence
D1, K1	90	50%	67%
D1, J1	85	47%	63%
K1, H1	81	45%	66%

Berikut merupakan pernyataan keterangan dari tabel diatas:

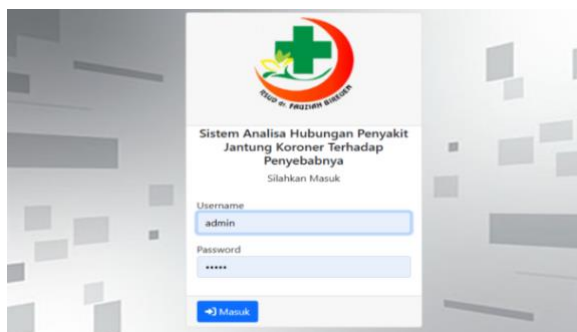
- Jika terdapat kombinasi penyebab diabetes (D1) dengan kolesterol (K1) pada pasien jantung koroner, maka memiliki nilai *support* sebesar 50% dan nilai *confidence* sebesar 67%
- Jika terdapat kombinasi penyebab diabetes (D1) dengan jenis kelamin laki-laki (J1) pada pasien jantung koroner, maka memiliki nilai *support* sebesar 47% dan nilai *confidence* sebesar 63%
- Jika terdapat kombinasi penyebab kolesterol (K1) dengan hipertensi (H1) pada pasien jantung koroner, maka memiliki nilai *support* sebesar 45% dan nilai *confidence* sebesar 66%.

### Implementasi Antarmuka (Interface)

Pada tahap ini implementasi sistem dilanjutkan dengan pembangunan aplikasi dengan menerapkan rancangan sistem yang telah disiapkan sebelumnya.

#### Halaman Login

Pada laman *login* admin akan diminta menginput *username* dan *passwordnya*.



Gambar 5. Tampilan Halaman Login

#### Halaman Dashboard

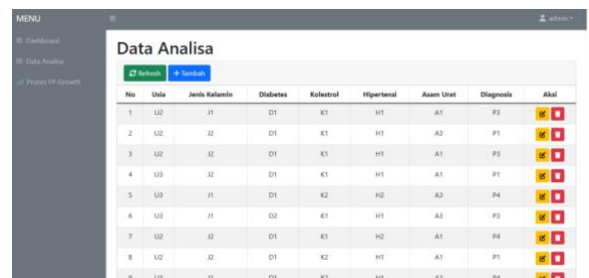
Laman ini menampilkan informasi yang disediakan sistem serta beberapa pilihan menu yang dapat diakses.



Gambar 6. Tampilan Halaman Dashboard

#### Halaman Data Analisa

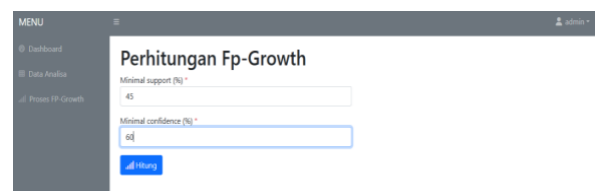
Pada laman data analisa terdapat informasi data yang terdiri dari nomor data, data usia, jenis kelamin, diabetes, kolesterol, hipertensi, asam urat dan diagnosis. Serta aksi admin dalam mengelola data analisa seperti menambah, mengedit dan menghapus alternatif.



Gambar 7. Tampilan Halaman Data Analisa

#### Halaman Proses FP-Growth

Pada halaman ini admin diminta untuk menginput *minimum support* dan *minimum confidence*.



Gambar 8. Tampilan Halaman Proses FP-Growth

Setelah admin menginput *minimum support* dan *minimum confidence* sistem akan menampilkan perhitungan menggunakan algoritma fp-growth lengkap dengan langkah-langkah dari algoritma tersebut. Halaman ini digunakan admin untuk melihat hasil dari perhitungan yang dilakukan oleh sistem.

#### Tampilan Hasil Frequent Itemset

Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan *frequent itemset* yang didapatkan dari analisa data yang disediakan.

Frequent Itemset			
No	Itemset	Qty	Support
1	d1	123	73.89%
2	k1	121	67.22%
3	j1	113	62.78%
4	h1	111	61.67%
5	p4	83	46.11%
6	a3	81	45%
7	u3	81	45%

**Gambar 9.** Tampilan Hasil Frequent Itemset

### Tampilan Hasil Pembangkitan Item

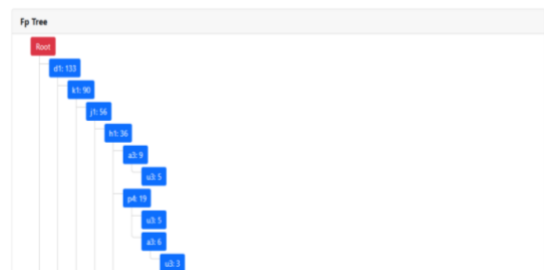
Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan hasil pembangkitan item berdasarkan *frequent itemset* sebelumnya.

Ordered Itemset	
Data	Itemset
1	d1, k1, j1, h1
2	d1, k1, h1, a3
3	d1, k1, h1
4	d1, k1, h1, u3
5	d1, j1, p4, a3, u3

**Gambar 10.** Tampilan Hasil Pembangkitan Item

### Tampilan Hasil Pembentukan FP-Tree

Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan hasil pembentukan FP-Tree oleh sistem berdasarkan itemset yang dibangkitkan.



**Gambar 11.** Tampilan Hasil Pembuatan FP-Tree

*Tampilan Hasil Pengembangan Conditional Pattern Base*

Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan hasil pengembangan *conditional pattern base* dari *itemset* yang pembangkitan terdahulu.

[illegible]

**Gambar 12.** Tampilan Hasil Pengembangan Conditional Pattern Base

### Tampilan Hasil Pengembangan Conditional FP-Tree

Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan hasil pembentukan *conditional fp-tree* berdasarkan frekuensi item tertinggi yang dibangkitkan sebelumnya.

Conditional Fp Tree		
No	Item	Conditional Fp Tree
1	u3	
2	a3	
3	p4	
4	h1	[h1:11]
5	j1	[j1:10]
6	k1	[k1:10]

**Gambar 13.** Tampilan Hasil Pembentukan Conditional FP-Tree

### Tampilan Hasil Frequent Pattern

Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan hasil *frequent pattern* dari item fp-tree sebelumnya.

Frequency Pattern		
No	Item	Frequent Pattern
1	h1	k1, h1 (81)
2	j1	d1, j1 (85)
3	k1	d1, k1 (90)

**Gambar 14.** Tampilan Hasil Frequent Pattern

### *Tampilan Hasil Asosiasi*

Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan hasil akhir aturan asosiasi.

Aturan Asosiasi				
No	Rule	Support	Confidence	Lift Ratio
1	<i>ika s1</i> maka <i>s1</i>	81/180 = 45%	81/121 = 66.94%	1.09
2	<i>ika s1</i> maka <i>s1</i>	81/180 = 45%	81/111 = 72.97%	1.09
3	<i>ika s1</i> maka <i>s1</i>	85/180 = 47.22%	85/133 = 63.91%	1.02
4	<i>ika s1</i> maka <i>s1</i>	85/180 = 47.22%	85/113 = 75.22%	1.02
5	<i>ika s1</i> maka <i>s1</i>	90/180 = 50%	90/133 = 67.67%	1.01
6	<i>ika s1</i> maka <i>s1</i>	90/180 = 50%	90/121 = 74.38%	1.01

**Gambar 15. Tampilan Hasil Asosiasi**

### *Tampilan Kesimpulan Analisa*

Pada tampilan ini, sistem akan menampilkan penjelasan analisa dari aturan asosiasi.

### Kesimpulan Analisa

Berdasarkan analisa FP-Growth dengan menggunakan minimum support sebesar 45% dan minimum confidence sebesar 60%. Kombinasi item yang ditemukan adalah sebagai berikut:

Jika terdapat kombinasi penyebab k1 dan k1 pada pasien jantung koroner, maka sesuai data menghasilkan nilai support 45%, dan confidence 66.94%. Berarti kombinasi tersebut muncul 45% dari total kasus, dengan kemungkinan kombinasi item k1 dan k1 muncul bersamaan 66.94%. Sehingga kombinasi ini dianggap berhubungan dengan penyakit jantung koroner.

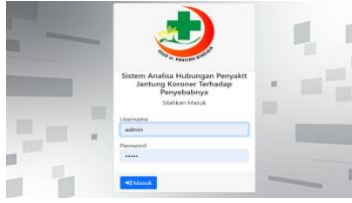

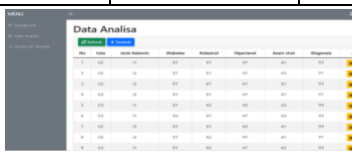

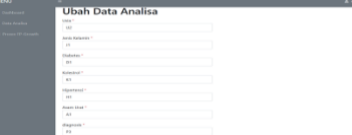
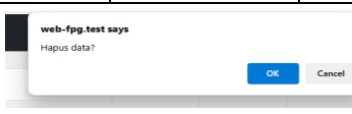
Jika terdapat kombinasi penyebab h1 dan k1 pada pasien jantung koroner, maka sesuai data menghasilkan nilai support 45%, dan confidence 72.97%. Berarti kombinasi tersebut muncul 45% dari total kasus, dengan kemungkinan kombinasi item h1 dan k1 muncul bersamaan 72.97%. Sehingga kombinasi ini dianggap berhubungan dengan penyakit jantung koroner.


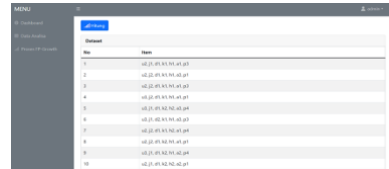
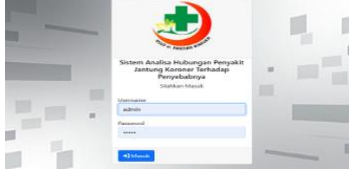
**Gambar 16.** Tampilan Kesimpulan Analisa

## Pengujian Sistem

Pada tahap ini, penulis memilih pengujian menggunakan *black-box testing*. Pengujian *black-box* adalah metode pengujian perangkat lunak yang hanya fokus pada *input* dan *output* perangkat lunak, tanpa mempertimbangkan bagaimana proses berjalan di dalam sistem.

Tabel 9. Pengujian Blackbox Testing

No	Aksi	Hasil yang diharapkan	Hasil yang diterima
1	Membuka website.	Masuk ke form login.	Valid
			
2	Menginput username dan password.	Menampilkan halaman dashboard.	Valid
			
3	Klik menu data analisa.	Menampilkan halaman data analisa.	Valid
			
4	Klik button "Tambah".	Menampilkan form tambah data analisa	Valid
			
5	Klik button edit pada data analisa.	Menampilkan form edit data analisa.	Valid
			
6	Klik button hapus pada data analisa.	Menampilkan konfirmasi untuk hapus data analisa.	Valid
			
7	Klik menu proses fp-growth.	Menampilkan halaman input support dan confidence.	Valid

			
8	Klik button hitung.	Menampilkan langkah-langkah perhitungan fp-growth.	Valid
			
9	Klik logout.	Menampilkan halaman utama login.	Valid
			

## KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian analisa hubungan penyakit jantung koroner terhadap penyebabnya menggunakan algoritma FP-Growth bisa disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil mengidentifikasi hubungan antara faktor risiko terhadap penyakit jantung koroner menggunakan algoritma FP-Growth. Pola yang ditemukan dengan menggunakan FP-Tree menghasilkan hubungan antara diabetes, kolesterol dan jenis kelamin dengan menerapkan support 45% dan confidence 60% menunjukkan penyebab adanya korelasi yang kuat antara kondisi tersebut dengan munculnya penyakit jantung koroner. Dengan demikian, penerapan metode data mining dalam analisis data medis terbukti memberikan hasil yang signifikan dan dapat digunakan sebagai acuan dalam pencegahan dan pengendalian penyebab penyakit jantung koroner. Serta, penelitian berikutnya dapat mengimplementasikan algoritma lain seperti Apriori, Eclat, atau algoritma berbasis pembelajaran mesin seperti Random Forest dan Decision Tree untuk membandingkan hasilnya dengan algoritma FP-Growth. Perbandingan ini akan membantu menentukan metode yang paling efektif dalam menganalisis faktor risiko penyakit jantung koroner.

## DAFTAR PUSTAKA

Alkhusari, A., Handayani, M., Saputra, M. A. S., & Rhomadhon, M. (2020). Analisis Kejadian Penyakit Jantung Koroner Di Poliklinik Jantung.

- Jurnal 'Aisyiyah Medika*, 5(2), 99–110.  
<https://doi.org/10.36729/jam.v5i2.758>
- Almira, A., Suendri, & Ali Ikhwan, D. (2021). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Fp-Growth pada Analisis Pola Pencurian Daya Listrik. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 6(2), 442–448.  
<https://doi.org/10.32493/informatika.v6i2.12278>
- Darnila, E., Hidayat, I., & Afrillia, Y. (2023). Clustering Zonasi Daerah Rawan Bencana Alam di Kabupaten Mandailing Natal menggunakan Algoritma K-Means. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(3), 1218–1226.  
<https://doi.org/10.33379/gtech.v7i3.2880>
- Fajriana, F., Sadli, M., Fuadi, W., Ermatita, E., & Pahendra, I. (2018). Penerapan Model K-Nearest Neighbors Dalam Klasifikasi Kebutuhan Daya Listrik Untuk Masing-Masing Daerah Di Kota Lhokseumawe. *Jurnal ECOTIPE*, 5(2), 11–18.  
<https://doi.org/10.33019/ecotipe.v5i2.646>
- Hikmawati, E., Maulidevi, N. U., & Surendro, K. (2021). Minimum threshold determination method based on dataset characteristics in association rule mining. *Journal of Big Data*, 8(146), 1–17. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00538-3>
- Johanis, I. J., Tedju Hinga, I. A., & Sir, A. B. (2020). Faktor Risiko Hipertensi, Merokok dan Usia terhadap Kejadian Penyakit Jantung Koroner pada Pasien di RSUD Prof. Dr. W. Z. Johannes Kupang. *Media Kesehatan Masyarakat*, 2(1), 33–40. <https://doi.org/10.35508/mkm.v2i1.1954>
- Khoirunnisaa, N., Priatna, W., Rasim, & Warta, J. (2024). Analisis Pola Faktor Penyebab Balita Stunting Pada Dinas Kesehatan Kota Bekasi Menggunakan Algoritma FP-Growth. *Jurnal Teknologi Dan Ilmu Komputer Prima (Jutikomp)*, 7(1), 73–87.  
<https://doi.org/10.34012/jutikomp.v7i1.4761>
- Lienata, B., Fenriana, I., Andre, A., & Safitri, R. D. (2021). Penerapan Data Mining Pada Penjualan Pakaian Brand Expand Dengan Algoritma Apriori Menggunakan Metode Association Rules PT. Vidiaelok Lestari Garmino. *JURNAL ALGOR*, 3(1), 83–95.  
<https://doi.org/10.31253/algor.v3i1.647>
- Lina, N., & Saraswati, D. (2020). Deteksi Dini Penyakit Jantung Koroner di Desa Kalimanggis dan Madiasari Kabupaten Tasikmalaya. *Jurnal Warta LPM*, 23(1), 45–53.  
<https://doi.org/10.23917/warta.v23i1.9019>
- Melyani, Tambunan, L. N., & Baringbing, E. P. (2023). Hubungan Usia dengan Kejadian Penyakit Jantung Koroner pada Pasien Rawat Jalan di RSUD dr. Doris Sylvanus Provinsi Kalimantan Tengah. *Jurnal Surya Medika (JSM)*, 9(1), 119–125.  
<https://doi.org/10.33084/jsm.v9i1.5158>
- Monica, R. F., Laksono Adiputro, D., & Marisa, D. (2019). Hubungan Hipertensi Dengan Penyakit Jantung Koroner Pada Pasien Gagal Jantung Di Rsud Ulin Banjarmasin. *Homeostasis*, 2(1), 121–124. <https://doi.org/10.20527/ht.v2i1.438>
- Mulhayana, Gea, N. Y. K., & Simamora, R. S. (2022). The Correlation Of Hypertension With The Risk Of Incident Coronary Artery Disease In Elementary School Teachers Dukuhkarya Village In 2022. *Jurnal Medicare*, 1(4), 143–154.  
<https://doi.org/10.62354/jurnalmedicare.v1i4.14>
- Oktaverina, D., & Purwowiyoto, S. L. (2024). Gagal Jantung Akut di Unit Gawat Darurat : Apa yang Harus Kita Lakukan ? *Njm*, 9(2), 75–82.  
<https://doi.org/10.36655/njm.v9i2.1121>
- Pujiharto, E. W., Kusri, K., & Nasiri, A. (2023). Analisis Perbandingan Kinerja Algoritma Apriori, FP-Growth dan Eclat dalam menemukan Pola Frekuensi pada Dataset INA-CBG'S. *CogITO Smart Journal*, 9(2), 340–354.  
<https://doi.org/10.31154/cogito.v9i2.547.340-354>
- Rahmad, A. H. Al. (2021). Hubungan Indeks Massa Tubuh dengan Kolesterol, LDL, dan Trigliserida pada Pasien Jantung Koroner di Kota Banda Aceh. *Jurnal Kesehatan*, 9(1), 1–8.  
<https://doi.org/10.25047/j-kes.v9i1>
- Rahmawati, I., Dwiana, D., Ratiyun, R. S., & Yesi, Y. (2020). Hubungan Diabetes Melitus Dengan Penyakit Jantung Koroner Pada Pasien Yang Berobat Di Poli Jantung. *Jurnal Kesehatan Dr. Soebandi*, 8(1), 56–62.  
<https://doi.org/10.36858/jkds.v8i1.169>
- Rozak, I. (2021). Analisis Dan Perancangan Sistem Informasi Geografis Pemetaan Hama Tanaman Padi. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, 2(3), 375–381.  
<https://doi.org/10.33365/jatika.v2i3.1239>
- Rusnandi, Suparni, & Pohan, A. B. (2020). Penerapan Data Mining Untuk Analisis Market Basket Dengan Algoritme Fp-Growth Pada Pd Pasar Tohaga. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika : JANAPATI*, 9(1), 119–133.  
<https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.19349>
- Setyo, W. N., & Wardhana, S. (2019). Implementasi Data Mining Pada Penjualan Produk Di Cv Cahaya Setya Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *JURNAL PETIR*, 12(1), 54–63.  
<https://doi.org/10.33322/petir.v12i1.416>
- Sihombing, L. K., Tugiono, T., & Sari, U. F. (2022). Implementasi Data Mining Dalam Menganalisa Pola Penjualan Roti Menggunakan Algoritma Fp-Growth. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 1(3), 228–238.  
<https://doi.org/10.53513/jursi.v1i3.5288>
- Syahputri, A., & Yahfizham. (2024). Penerapan Algoritma Pemrograman Dalam Optimalisasi Pola Makan Mahasiswa Penderita Gastritis Metode FP-Growth. *Intelletika: Jurnal Ilmiah*

- Mahasiswa*, 2(1), 7–20.  
<https://doi.org/10.59841/intellektika.v2i1.720>
- Tampubolon, L. F., Ginting, A., & Turnip, F. E. S. (2023). Gambaran Faktor yang Mempengaruhi Kejadian Penyakit Jantung Koroner (PJK) Di Pusat Jantung Terpadu (PJT). *Jurnal Ilmiah Permas: Jurnal Ilmiah STIKES Kendal*, 13(3), 1044–1045.  
<https://doi.org/10.32583/pskm.v13i3.1077>
- Wahid, N. A. A., & Avianto, D. (2023). Penerapan Association Rule Terhadap Diagnosa Penyakit Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth. *Jurnal Ilmiah NERO*, 8(2), 123–132.  
<https://doi.org/10.21107/nero.v8i2.22566>
- Wiradinata, I. G. L. A., Putra, I. G. P., & Evayanti, L. G. (2022). Hubungan Kadar Asam Urat terhadap Kejadian Sindrom Koroner Akut di RSUD Sanjiwani Gianyar Tahun 2018 - 2019. *Aesculapius Medical Journal*, 2(1), 21–25.  
<https://doi.org/10.22225/amj.2.1.2022.21-25>
- Yunanda, A. P., Rahmawati, H., Fadhli, I., & Purnomo, E. (2020). Algoritma Association Rule Dengan Metode Fp-Growth Untuk Menganalisa Tingkat Penyalahgunaan Narkoba (Studi Kasus Polres Padang Pariaman). *Jurnal Ilmiah METADATA*, 2(3), 214–231.  
<https://doi.org/10.10101/metadata.v2i3>