

Analisis Faktor Risiko Kematian dengan Penyakit Komorbid COVID-19 menggunakan Algoritma ECLAT

Sukma Evadini^{1✉}

¹Independent Researcher

sukmaevadeeny@gmail.com

Abstract

The death rate due to infection with the COVID-19 virus is increasing. Throughout 2020, COVID-19 cases continued to increase with a total of 2,995,758 positive cases with a total death toll of 204,987 in more than 213 infected countries. The increasing number of deaths is certainly a problem that needs special attention. One of the factors that can affect the severity of COVID-19 infection is a medical condition. These medical conditions are referred to as comorbid or comorbid conditions. This study aims to analyze the risk factors for death of COVID-19 patients based on comorbid diseases using the Data Mining technique. The algorithm used is ECLAT. The results of this study are age and comorbid diseases have an influence on the patient's condition when discharged from the hospital with a support value of 25% and a confidence value of 100%.

Keywords: COVID-19, Death, Comorbid, ECLAT, Data Mining.

Abstrak

Tingkat kematian akibat infeksi virus COVID-19 semakin meningkat. Sepanjang tahun 2020, kasus COVID-19 terus mengalami peningkatan dengan total 2.995.758 kasus positif dengan total kematian mencapai 204.987 di lebih dari 213 negara yang terinfeksi. Jumlah angka kematian yang semakin meningkat tentu menjadi permasalahan yang perlu perhatian khusus. Salah satu faktor yang dapat mempengaruhi tingkat keparahan infeksi COVID-19 ialah kondisi medis. Kondisi medis ini disebut sebagai komorbid atau penyerta penyakit utama. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor risiko kematian pasien COVID-19 berdasarkan penyakit komorbid menggunakan teknik Data Mining. Algoritma yang digunakan ialah ECLAT. Adapun Hasil dari penelitian ini ialah usia dan penyakit komorbid memiliki pengaruh terhadap kondisi pasien ketika keluar dari Rumah Sakit dengan nilai support 25% dan nilai confidence 100%.

Kata kunci: COVID-19, Kematian, Komorbid, ECLAT, Data Mining.

© 2022 JIdT

1. Pendahuluan

Pandemi COVID-19 telah menjadi fenomena global yang mengerikan. Dalam kurun waktu hampir dua tahun terakhir, virus ini telah menyebar ke seluruh dunia dan menginfeksi jutaan orang yang bahkan menyebabkan kematian. Sepanjang tahun 2020, kasus COVID-19 terus mengalami peningkatan dengan total 2.995.758 kasus positif dengan total kematian mencapai 204.987 di lebih dari 213 negara yang terinfeksi [1]. Salah satu faktor yang dapat mempengaruhi tingkat keparahan infeksi COVID-19 ialah kondisi medis [2]. Kondisi medis ini disebut sebagai komorbid atau penyerta penyakit utama. Penyakit penyerta yang teridentifikasi terkait dengan COVID-19 adalah penyakit ginjal kronis, kanker, penyakit paru obstruktif kronis, kondisi jantung yang serius, obesitas dan diabetes melitus tipe 2 [3]. Diantara penyakit komorbid yang juga memiliki hubungan signifikan dengan tingkat keparahan infeksi COVID-19 atau bahkan persentase kemungkinan kematian ialah diabetes [4].

Di Indonesia, jumlah kasus harian tertinggi yang sudah dikonfirmasi terjadi pada 15 Juli 2021 dengan total 37.284 kasus. Sedangkan angka kematian tertinggi di

Indonesia dikonfirmasi terjadi pada 10 Agustus 2021 dengan total 2048 orang yang meninggal di tanggal tersebut [5]. Hal ini tentu menjadi perhatian bagi banyak kalangan tentang bagaimana dan apa penyebab angka kematian akibat COVID-19 bisa meningkat drastis. Untuk itu, perlu dilakukan penelitian tentang analisis faktor risiko kematian berdasarkan penyakit komorbid COVID-19.

Analisis hubungan tingkat keparahan COVID-19 dengan penyakit komorbid dapat dilakukan dengan teknik Association Rule Mining. Jenis penyakit komorbid akan dijadikan kelompok Itemset bersama faktor lainnya seperti usia, tindakan medis, penyakit komorbid yang diderita dan status kondisi pasien COVID-19 ketika keluar dari Rumah Sakit. Selanjutnya, hubungan antar itemset tersebut akan dilakukan pencarian pola menggunakan algoritma Equivalence Class Clustering and Bottom-Up Lattice Traversal (ECLAT) sehingga didapat hasil mengenai faktor risiko kematian pasien COVID-19 berdasarkan penyakit komorbid.

Data mining adalah metode analisis data yang dapat memperoleh informasi yang berguna dari data yang sangat besar. Data mining merupakan proses utama

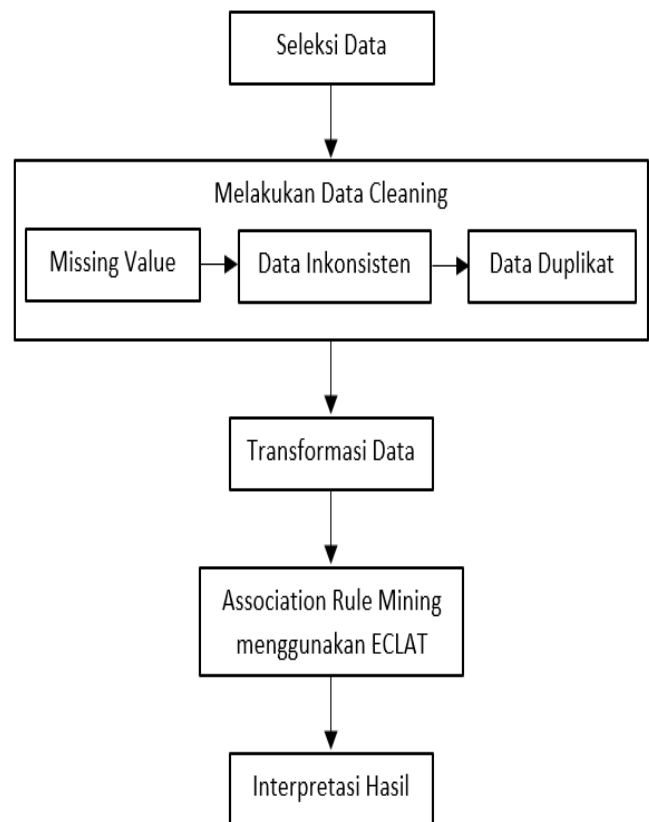
dalam Knowledge Discovery in Databases (KDD) dikarenakan proses ini menentukan arah atau bentuk dari informasi akhir yang didapat. KDD ialah suatu kegiatan menemukan informasi atau pengetahuan yang terkandung dalam kumpulan data. Pada kenyataannya, database yang ada pada saat ini jumlahnya sangat banyak. Proses KDD bahkan sudah diterapkan untuk mendeteksi suasana hati dari data musik yang dihasilkan atau dimainkan oleh pemain musik [6]. Terdapat beberapa metode pada Data Mining yaitu, Asosiasi, Klasifikasi, Clustering, Regresi dan Prediksi [7]. Association rule adalah teknik data mining untuk menemukan pola hubungan antar kombinasi item. Salah satu implementasi association rule yang populer ialah market basket analysis yang digunakan untuk membuat pemodelan pola peletakan barang berdasarkan jumlah transaksi pembelian barang secara bersamaan [8]. Terdapat beberapa algoritma asosiasi yaitu, Apriori, Frequent-Pattern Growth dan ECLAT.

ECLAT merupakan salah satu algoritma Asosiasi dengan pencarian Frequent Itemset terbaik jika dibandingkan dengan algoritma lainnya seperti Apriori. Scanning database pada algoritma ECLAT hanya dibutuhkan sekali dan prosesnya cenderung lebih cepat karena menggunakan vertikal database jika dibandingkan Apriori yang menggunakan horizontal Database [9]. Perbandingan performa algoritma ECLAT dan Apriori juga telah dilakukan oleh penelitian sebelumnya dan didapat hasil bahwa performa ECLAT dalam menemukan pola itemset lebih baik jika dibandingkan dengan Apriori [10]. Selain itu, algoritma ECLAT juga memiliki kinerja yang sangat baik dalam mengolah data bervariasi dengan jumlah data transaksi yang besar [11]. Algoritma ECLAT juga sudah digunakan sebelumnya pada penelitian dengan hasil yang menunjukkan bahwa kualitas hasil mining meningkat dan memberikan hasil terkait bimbingan dan saran untuk pekerjaan mengajar guru dan kondisi belajar siswa [12].

2. Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data komorbid pasien COVID-19 yang dirawat di Rumah Sakit Arifin Achmad Provinsi Riau. Data diolah menggunakan teknik Association Rule Mining. Association Rule merupakan salah satu teknik Data Mining yang bertujuan mendapatkan pola Frequent Itemset [13]. Pada awalnya, Frequent Itemset digunakan pada transaksi supermarket untuk menemukan pola hubungan yang menarik antar barang yang dijual. Namun, saat ini metode tersebut dapat diterapkan pada banyak hal seperti pengambilan keputusan bisnis, sistem rekomendasi dan bioinformatika [14]. Pada penelitian ini yang akan dijadikan itemset untuk kemudian dicari kombinasi polanya ialah usia, tindakan medis yang dilakukan pada pasien, penyakit komorbid yang diderita dan status kondisi pasien ketika keluar dari Rumah Sakit. Rules yang didapat akan dilakukan analisis sehingga

didapat faktor risiko kematian pasien COVID-19 berdasarkan penyakit komorbid. Adapun kerangka kerja penelitian yang dilakukan untuk mencapai tujuan hasil penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

2.1. Association Rules

Association Rules merupakan salah satu metode Data Mining yang banyak digunakan. Metode ini memiliki tahapan yang terbagi menjadi 2 tahap yaitu :

a) Analisa Frequent Itemset

Pada tahap ini yang diperlukan ialah menentukan nilai minimum support. Kemudian melakukan seleksi transaksi data yang memenuhi minimum support. Rumus untuk menghitung nilai minimum support tiap transaksi dapat dilihat pada Rumus 1.

$$Support(A) = \frac{Total\ Transaksi\ mengandung\ A}{Total\ transaksi} \quad (1)$$

Sedangkan nilai support yang terdiri dari 2 item atau lebih dapat dihitung menggunakan Rumus 2.

$$Support(A \cap B) = \frac{Total\ Transaksi\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ transaksi} \quad (2)$$

b) Pembentukan Association Rules

Setelah semua Frequent Itemset ditemukan, kemudian dicari Association Rules yang memenuhi nilai Minimum Confidence untuk menentukan tingkat kepercayaan dari Rules yang dihasilkan untuk dijadikan landasan dalam melakukan interpretasi hasil.

Adapun rumus untuk menghitung nilai Confidence tiap rules dapat dilihat pada Rumus 3.

$$\text{Confidence} = P(B | A) = \frac{\text{Total Transaksi } A \rightarrow B}{\text{Total transaksi } A} \quad (3)$$

2.2. Algoritma ECLAT

ECLAT merupakan algoritma asosiasi untuk menemukan itemset yang paling sering muncul. Pada dasarnya ECLAT melakukan pencarian pada database dengan tata letak secara vertikal, jika database berbentuk horizontal maka data harus diubah terlebih dahulu ke dalam bentuk vertikal. Contoh Algoritma disajikan pada Algoritma 1.

Algoritma 1. Algoritma ECLAT

```

Input: Dataset A
Input: Minimum support threshold minSup
Output: All frequent itemset F
  Initialization  $F1 = \phi$ 
  TIDset = build_invert_list(A)
  for all key in tidset do
    if [TIDset(key)]  $\geq$  minSup
       $F1 = F1 \cup \text{key}$ 
    end if
  end for
  MiningFrequentItemsets(F1, minSup)
MiningFrequentItemsets( $F_k$ , minSup)
  Input: Frequent Itemsets F
  Input: Minimum support threshold minSup
  Output: Frequent Itemsets F
  for all  $X_i \in F$ 
    TIDset(D) = TIDset( $X_i$ )  $\cap$  TIDset( $X_j$ );  $i \neq j$ ;
    if |TIDset(D)|  $\geq$  minSup
       $F = F \cup D$ ,  $L_k = L_k \cup D$ 
      //  $L_k$  represents for k-frequent itemsets
      if ( $L_k \neq \phi$ )
        Eclat( $L_k$ );
      else
        Return F
      end if
    end if
  end for

```

3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data komorbid pasien COVID-19 yang berasal dari RSUD Arifin Achmad Provindi Riau. Adapun data yang digunakan adalah data dari tahun 2021, dan jumlah data awal sebanyak 1271 records. Adapun atribut dari data komorbid COVID dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Atribut Data Komorbid Awal

Atribut	Keterangan
ID	Nomor id pasien
Usia	Usia pasien
Asal	Asal Pasien
Pekerjaan	Pekerjaan Pasien
ICD9	Tindakan Medis yang dilakukan
ICD10	Diagnosa Komorbid
Status Keluar	Kondisi pasien ketika keluar dari Rumah Sakit

a. Seleksi Data

Data komorbid awal terdiri dari 7 atribut. Namun untuk keperluan penelitian, atribut data akan diseleksi sesuai dengan tujuan penelitian. Adapun atribut yang digunakan pada penelitian ini ialah Usia, ICD9, ICD10 dan Status Keluar.

b. Preprocessing

Tahap preprocessing merupakan tahap pembersihan data dari missing value, inkonsisten data dan data duplikat. Setelah dilakukan pengecekan terhadap missing value, maka ditemukan adanya data kosong sebanyak 536 records. Salah satu cara mengatasi missing value adalah dengan menghapus data yang tidak lengkap di beberapa atribut. Selanjutnya melakukan pengecekan terhadap inkonsisten data. Setelah dilakukan pengecekan, terdapat sejumlah 29 records data yang tidak konsisten. Adapun data ini tidak konsisten dalam hal tertukar atribut antara ICD9 dan ICD10 karena kesalahan input. Oleh karena itu, 29 data tersebut akan dipindahkan kembali ke atribut yang sesuai. Selanjutnya pengecekan data duplikat. Pada data komorbid ini tidak ditemukan adanya data duplikat.

c. Transformasi Data

Transformasi data dilakukan bertujuan untuk mengubah data agar dapat diolah dengan menggunakan metode ECLAT. Tahapan awal dalam melakukan transformasi data ialah membuat kelompok data pada tiap atribut agar variasi data tidak terlalu melebar dan akan mengakibatkan persentase support dan confidence yang rendah. Oleh karena data usia sangat bervariasi mulai dari 1-94 Tahun, maka data usia akan dilakukan pengelompokan. Pengelompokan data Usia dilakukan berdasarkan kelompok Usia menurut Depkes RI Tahun 2009. Transformasi data usia dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Atribut Data Komorbid Awal

Kelompok Usia	Nama
0-5 Tahun	Balita
5-11 Tahun	Kanak-kanak
12-16 Tahun	Remaja Awal
17-25 Tahun	Remaja Akhir
26-35 Tahun	Dewasa Awal
36-45 Tahun	Dewasa Akhir
46-55 Tahun	Lansia Awal
56-65 Tahun	Lansia Akhir
65 Tahun keatas	Manula

Selanjutnya atribut data yang akan ditransformasikan ialah atribut ICD10 yaitu diagnosa komorbid. Transformasi data dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Transformasi Data Komorbid (ICD10)

Kode	Nama Penyakit Komorbid
Kom1	Chronic kidney diseases
Kom2	Pneumonia
Kom3	Osteomyelitis
Kom4	Malignant neoplasm breast
Kom5	Acute respiratory failure
Kom6	Hypo-osmolality and hyponatraemia
Kom7	Diabetes mellitus
Kom8	Septicaemia
Kom9	Hypertension

Atribut data yang juga perlu ditransformasikan ialah atribut status pasien ketika keluar dari Rumah Sakit yaitu diagnosa komorbid. Transformasi data dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Transformasi Data Status Keluar

Kode	Status Keluar
SK1	Seperti Semula
SK2	Membaik
SK3	Memburuk
SK4	Meninggal >= 48 Jam
SK5	Meninggal <48 Jam

d. Association Rule Mining menggunakan ECLAT

Tahapan ini dimulai dengan menentukan minimum support yaitu 0,2 atau 20%. Adapun tahapan yang perlu dilakukan pertama ialah membentuk inisialisasi Transaction ID atau TID List yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Horizontal TID List

TID	Usia	ICD9	ICD10	Status
1	Lansia awal	Coronavirus Infection	Kom1	SK5
2	Dewasa Awal	Coronavirus Infection	Kom9	SK2
3	Dewasa Awal	Coronavirus Infection	Kom9	SK2
4	Dewasa Awal	Coronavirus Infection	Kom5	SK3
5	Lansia awal	Coronavirus Infection	Kom1	SK5
6	Dewasa Awal	Coronavirus Infection	Kom9	SK2
7	Dewasa Awal	Coronavirus Infection	Kom4	SK4
8	Lansia Akhir	Coronavirus Infection	Kom7	SK5
9	Remaja Awal	Coronavirus Infection	Kom2	SK2
10	Lansia Akhir	Coronavirus Infection	Kom7	SK5
11	Dewasa Awal	Coronavirus Infection	Kom5	SK3
12	Lansia Akhir	Coronavirus Infection	Kom7	SK5

Setelah TID List terbentuk, kemudian data diubah kebentuk vertikal dan membentuk Frequent 1 Itemset yang memenuhi minimum support dengan jumlah kemunculan 0,2 atau 20% dan lolos untuk selanjutnya dilakukan proses perhitungan frequent itemset selanjutnya.

$$\text{Support Kom1} = \frac{\text{Count Kom1}}{\text{Total transaksi}} = \frac{2}{12} = 0.16$$

Setelah menghitung keseluruhan nilai support tiap item. Maka TID List dengan bentuk vertikal dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Vertikal TID List

TID	TID List	Count	Nilai Support
Remaja Awal	9	1	0.083
Dewasa Awal	2,3,4,6,7,11	6	0.5
Lansia Awal	1,5	2	0.16
Lansia Akhir	8,10,12	3	0.25
Coronavirus Infection	1-20	20	1
Kom1	1,5	2	0.16
Kom2	9	1	0.083
Kom4	7	1	0.083
Kom5	4,11	2	0.16
Kom7	8,10,11	3	0.25
Kom9	2,3,6	3	0.25
SK2	2,3,6,9	4	0.33
SK3	4,11	2	0.16
SK4	7	1	0.083
SK5	1,5,8,10,12	5	0.416

Setelah menghitung secara keseluruhan nilai support, adapun TID yang memenuhi nilai minimum support 0,2 dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Frequent 1 itemset yang memenuhi minSup

TID	TID List	Count	Support
Dewasa Awal	2,3,4,6,7,11	6	0.5
Lansia Akhir	8,10,12	3	0.25
Coronavirus	1-20	20	1
Kom7	8,10,11	3	0.25
Kom9	2,3,6	3	0.25
SK2	2,3,6,9	4	0.33
SK5	1,5,8,10,12	5	0.416

Setelah didapat TID yang memenuhi nilai min support, langkah selanjutnya ialah mengkombinasi

Frequent 2 itemsets. Untuk menghitung nilai support kombinasi Frequent 2 Itemset, yang perlu dihitung ialah nilai count.

$$\begin{aligned} \text{Count} &= \text{Tid item1} \cap \text{Tid item2} \\ &= \text{Tid (Dewasa Awal)} \cap (\text{Coronavirus Infection}) \\ &= (2,3,4,6,7,11) \cap (1,2,3,4,5,6, \dots, 20) \\ &= (2,3,4,6,7,11) \\ &= 6 \end{aligned}$$

Setelah mendapatkan jumlah count, nilai support frequent 2 itemset sudah bisa dihitung.

$$\text{Support}(\text{Dewasa Awal, Coronavirus}) = \frac{\text{Count Tid 1} \cap \text{Tid 2}}{\text{Total transaksi}}$$

$$\text{Support}(\text{Dewasa Awal, Coronavirus}) = \frac{6}{12} = 0,5$$

Adapun hasil kombinasi Frequent 2 itemset dengan nilai support dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Frequent 2 itemset yang memenuhi minSup

TID	TID List	Count	Support
Dewasa Awal, Coronavirus	2,3,4,6,7,11	6	0.5
Lansia Akhir, Coronavirus	8,10,12	3	0.25
Lansia Akhir, Kom7	8,10,12	3	0.25
Dewasa Awal, Kom9	2,3,6	3	0.25
SK2, Dewasa Awal	2,3,6	3	0.25
SK5, Lansia Akhir	8,10,12	3	0.25
Kom7, SK5	8,10,12	3	0.25
Kom9, SK2	2,3,6	3	0.25

Setelah mendapat transaksi dengan Frequent 2 itemset yang memenuhi nilai minimum support. Maka selanjutnya yang dilakukan yaitu mengkombinasi Frequent 3 Itemset. dapun hasil kombinasi dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Frequent 3 itemset yang memenuhi minSup

TID	TID List	Count	Support
Dewasa Awal, Coronavirus, Kom9	2,3,6	3	0.25
Lansia Akhir, Coronavirus, Kom 7	8,10,12	3	0.25
Lansia Akhir, Kom7, SK5	8,10,12	3	0.25
Dewasa Awal, Kom9, SK2	2,3,6	3	0.25

Tahap pengkombinasian terakhir sesuai jumlah atribut yaitu Frequent 4 itemset. Adapun TID List dengan Frequent 4 itemset yang memenuhi nilai minimum Support dapat dilihat pada Tabel 10.

Tabel 10. Frequent 4 itemset yang memenuhi minSup

TID	TID List	Count	Support
Dewasa Awal, Coronavirus, Kom9, SK2	2,3,6	3	0.25
Lansia Akhir, Coronavirus, Kom 7, SK5	8,10,12	3	0.25

Pembentukan Association Rule terdiri dari pencarian Frequent itemset dan penyusunan Rules. Frequent 4 itemset telah didapat, selanjutnya yaitu menghitung nilai confidence dengan nilai minimum confidence yang harus dipenuhi yaitu 80%. Nilai confidence dihitung berdasarkan rules yang sudah memenuhi nilai minimum support sebelumnya. Rules yang memenuhi nilai minimum confidence bisa dijadikan pedoman untuk tahap interpretasi akhir untuk diterjemahkan menjadi informasi.

$$\text{Confidence rules 1} = \frac{\text{Dewasa Awal, Coronavirus, Kom9} \rightarrow \text{SK2}}{\text{Dewasa Awal, Coronavirus, Kom9}}$$

$$\text{Confidence rules 1} = \frac{3}{3} = 1$$

Adapun cara menghitung confidence ialah menggunakan Rumus 3. Nilai confidence dari rules yang dihasilkan dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Rules dengan nilai confidence

Rules	Count	Confidence%
Jika Dewasa Awal, Coronavirus, Kom9, Maka SK2	3/3=1	100%
Jika Lansia Akhir, Coronavirus, Kom 7, Maka SK5	3/3=1	100%

e. Interpretasi Hasil

Rules yang dihasilkan perlu dilakukan interpretasi agar informasi yang diberikan dapat dipahami. Berikut penjelasan dari rule yang memenuhi nilai minimum support dan minimum confidence.

Rules pertama yaitu Jika pasien COVID yang berada pada kelompok usia Dewasa Awal (26-35 Tahun) diberikan tindakan medis khusus perawatan infeksi COVID dengan penyakit bawaan (komorbid) berupa Hipertensi, maka kondisi pasien ketika keluar dari Rumah Sakit pasca perawatan ialah Membaik dengan nilai kepercayaan 100%.

Rules kedua yaitu Jika pasien COVID yang berada pada kelompok usia Lansia Akhir (56-65 Tahun) diberikan tindakan medis khusus perawatan infeksi COVID dengan penyakit bawaan (komorbid) berupa Diabetes Mellitus, maka kondisi pasien tersebut dinyatakan Meninggal dunia <48 Jam dengan nilai kepercayaan 100%.

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan dapat disimpulkan bahwa, penggunaan algoritma ECLAT

dapat diterapkan untuk melakukan analisis faktor risiko kematian pasien COVID berdasarkan penyakit komorbid yang diderita. Hasil yang didapat yaitu pasien dengan kelompok usia Dewasa Awal (26-35 Tahun) diberikan tindakan medis khusus perawatan infeksi COVID oleh pihak Rumah Sakit. Selain itu

pasien tersebut juga menderita penyakit bawaan (komorbid) berupa Hipertensi. Kondisi pasien tersebut membaik pasca perawatan di Rumah Sakit dengan nilai support 25% dan confiden 100%. Sedangkan pasien dengan kelompok usia Lansia Akhir (56-65 Tahun) diberikan tindakan medis khusus perawatan infeksi COVID yang sama dengan pasien COVID lainnya. Namun pasien ini menderita Diabetes sebagai penyakit komorbidnya. Pasien ini meninggal dunia kurang dari 48 Jam selama dirawat di Rumah Sakit. Berdasarkan data pada penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa usia dan penyakit komorbid yang diderita pasien COVID-19 dapat berdampak pada kondisi kesehatan pasien bahkan setelah dirawat di Rumah Sakit.

Daftar Rujukan

- [1]. Sutaryono, S., Andasari, S. D., & Kasjono, H. S. (2020). *Diagnosis and epidemiology of Coronavirus (COVID-19)*

- outbreak in Indonesia. *Jurnal Teknologi Laboratorium*, 9(1), 49–57. doi:10.29238/teknolabjournal.v9i1.222
- [2]. Li, X., Zhong, X., Wang, Y., Zeng, X., Luo, T., & Liu, Q. (2021). *Clinical determinants of the severity of COVID-19: A systematic review and meta-analysis*. *PLOS ONE*, 16(5), e0250602. doi:10.1371/journal.pone.0250602
 - [3]. Wang, X., Fang, X., Cai, Z., Wu, X., Gao, X., Min, J., & Wang, F. (2020). *Comorbid Chronic Diseases and Acute Organ Injuries Are Strongly Correlated with Disease Severity and Mortality among COVID-19 Patients: A Systemic Review and Meta-Analysis*. *Research*, 2020, 1–17. doi:10.34133/2020/2402961
 - [4]. Guo, L., Shi, Z., Zhang, Y., Wang, C., Do Vale Moreira, N. C., Zuo, H., & Hussain, A. (2020). *Comorbid diabetes and the risk of disease severity or death among 8807 COVID-19 patients in China: A meta-analysis*. *Diabetes Research and Clinical Practice*, 166, 108346. doi:10.1016/j.diabres.2020.108346
 - [5]. Ritchie, H., Mathieu, E., Rod s-Guirao, L., Appel, C., Giattino, C., Ortiz-Ospina, E., Hasell, J., Macdonald, B., Beltekian, D., & Roser, M. (2020). *Coronavirus Pandemic (COVID-19)*. Published online at OurWorldInData.org. Retrieved from: 'https://ourworldindata.org/coronavirus'
 - [6]. Sanchez Sanchez, P. A., Cano Zuluaga, J., Garcia Herazo, D., Pinzon Baldion, A. F., Rodriguez Mercado, G., Garcia Gonzalez, J. R., & Perez Coronell, L. H. (2019). *Knowledge Discovery in Musical Databases for Moods Detection*. *IEEE Latin America Transactions*, 17(12), 2061–2068. doi:10.1109/tla.2019.9011552
 - [7]. Yu, K., Yuan, T., & Li, Y. (2021). *Application of Data Mining Technology in Sports Data Analysis in Colleges and Universities*. 2021 International Conference on Information Technology and Contemporary Sports (TCS). doi:10.1109/tcs52929.2021.00073
 - [8]. Solanki, S. K., & Patel, J. T. (2015). *A Survey on Association Rule Mining*. 2015 Fifth International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies. doi:10.1109/acct.2015.69
 - [9]. Mohapatra, D., Tripathy, J., Mohanty, K. K., & Nayak, D. S. K. (2021). *Interpretation of Optimized Hyper Parameters in Associative Rule Learning using Eclat and Apriori*. 2021 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC). doi:10.1109/iccmc51019.2021.9418049
 - [10]. Robu, V., & dos Santos, V. D. (2019). *Mining Frequent Patterns in Data Using Apriori and Eclat: A Comparison of the Algorithm Performance and Association Rule Generation*. 2019 6th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). doi:10.1109/icsai48974.2019.9010367
 - [11]. Zhao, Y., Lv, Y., Zeng, J., Dong, Y., Fang, H., Yu, P., & Xu, S. (2021). *Mining fault association rules in the perception layer of electric power sensor network based on improved Eclat*. 2021 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). doi:10.1109/iwcmc51323.2021.9498688
 - [12]. Bao, G., Mei, Y., Li, G., & Wang, G. (2021). *Analysis of Students Behavior Characteristics Based on K-medoids + Eclat*. 2021 IEEE 24th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD). doi:10.1109/cscwd49262.2021.9437638
 - [13]. Percin, I., Yagin, F. H., Guldogan, E., & Yologlu, S. (2019). *ARM: An Interactive Web Software for Association Rules Mining and an Application in Medicine*. 2019 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP). doi:10.1109/idap.2019.8875885
 - [14]. Zhang, C., Tian, P., Zhang, X., Jiang, Z. L., Yao, L., & Wang, X. (2019). *Fast Eclat Algorithms Based on Minwise Hashing for Large Scale Transactions*. *IEEE Internet of Things Journal*, 6(2), 3948–3961. doi:10.1109/jiot.2018.2