



## **Analisis Hubungan Obesitas dan Diabetes Melitus Berdasarkan Usia dan Jenis Kelamin Menggunakan Algoritma Apriori**

<b>INFO PENPULIS</b>	<b>INFO ARTIKEL</b>
Erick Yusuf Kotte Universitas Muhammadiyah Makassar <a href="mailto:105841101922@student.unismuh.ac.id">105841101922@student.unismuh.ac.id</a>	ISSN: 3026-3603 Vol. 4, No. 1 April 2026 <a href="http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst">http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst</a>
Fahrim Irhamna Rachman Universitas Muhammadiyah Makassar <a href="mailto:fachrim141020@unismuh.ac.id">fachrim141020@unismuh.ac.id</a>	
Muhammad Faisal Universitas Muhammadiyah Makassar <a href="mailto:muhfaisal@unismuh.ac.id">muhfaisal@unismuh.ac.id</a>	
Titin Wahyuni Universitas Muhammadiyah Makassar <a href="mailto:titinwahyuni@unismuh.ac.id">titinwahyuni@unismuh.ac.id</a>	

© 2026 Arden Jaya Publisher All rights reserved

### **Saran Penulisan Referensi:**

Kotte, N. Z. K. E. Y., Rachman, F. I., Faisal, M., & Wahyuni, T. (2026). Analisis Hubungan Obesitas Dan Diabetes Melitus Berdasarkan Usia Dan Jenis Kelamin Menggunakan Algoritma Apriori. *Arus Jurnal Sains dan Teknologi*, 4 (1), 71-80.

### **Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antara obesitas dan diabetes melitus berdasarkan usia dan jenis kelamin menggunakan algoritma Apriori. Data yang digunakan merupakan data sekunder dari Dinas Kesehatan Kota Makassar tahun 2023 hingga 2025 dalam bentuk agregat. Tahap praproses meliputi pembersihan data, transformasi, dan diskretisasi menggunakan metode tertil untuk mengubah data numerik menjadi data kategorikal. Algoritma Apriori diterapkan dengan minimum support sebesar 10% dan confidence sebesar 60% untuk mengidentifikasi aturan asosiasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara obesitas dan diabetes melitus, khususnya pada kelompok usia lanjut dan pasien perempuan. Nilai lift ratio tertinggi mencapai 5,581 yang menunjukkan adanya asosiasi yang kuat antar variabel. Validasi statistik menggunakan uji Chi-Square menunjukkan nilai  $p < 0,05$ , yang mengonfirmasi bahwa hubungan tersebut signifikan secara statistik. Penelitian ini memberikan wawasan yang berguna bagi institusi kesehatan dalam merancang strategi pencegahan yang lebih tepat sasaran.

**Kata Kunci:** Apriori, Obesity, Diabetes Mellitus, Data Mining, Association Rule

### Abstract

This study aims to analyze the relationship between obesity and diabetes mellitus based on age and gender using the Apriori algorithm. The data used is secondary data from the Makassar City Health Office from 2023 to 2025 in aggregate form. The preprocessing stage includes data cleaning, transformation, and discretization using the tertile method to convert numerical data into categorical data. The Apriori algorithm was applied with a minimum support of 10% and a confidence level of 60% to identify association rules. The results showed a significant relationship between obesity and diabetes mellitus, especially in the elderly and female patients. The highest lift ratio value reached 5.581, indicating a strong association between the variables. Statistical validation using the Chi-Square test showed a p-value  $<0.05$ , confirming that the relationship was statistically significant. This study provides useful insights for healthcare institutions in designing more targeted prevention strategies.

**Keywords:** Apriori, Obesity, Diabetes Mellitus, Data Mining, Association Rule

## A. Pendahuluan

PTM (Penyakit Tidak Menular), termasuk Obesitas dan Diabetes Melitus, merupakan tantangan kesehatan masyarakat yang signifikan baik di Indonesia maupun secara global. Meningkatnya prevalensi penyakit tidak menular berkontribusi terhadap peningkatan angka kematian dan morbiditas, sehingga memerlukan perhatian khusus dalam upaya pencegahan dan pengendalian (Wijayanti & Fauzia, 2023).

Diabetes Melitus adalah gangguan kesehatan kronis berupa hiperglikemia (tingginya kadar glukosa darah) yang disebabkan oleh kegagalan pankreas memproduksi cukup insulin atau ketidakmampuan sel tubuh merespons insulin secara efektif. Jika tidak ditangani, kondisi ini memicu komplikasi metabolik serius jangka panjang (Davies et al., 2022).

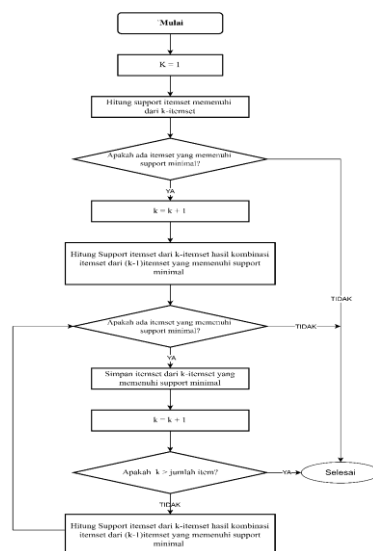
Indonesia merupakan salah satu negara dengan jumlah pengidap Diabetes Melitus tertinggi di kawasan Pasifik Barat, dengan prevalensi terdiagnosis yang meningkat signifikan dari 1,1% (2007) menjadi 2,1% (2013). Lonjakan kasus ini didorong oleh faktor risiko yang dapat dimodifikasi, khususnya kurangnya aktivitas fisik, kelebihan berat badan, dan obesitas (Arnida et al., 2024).

Obesitas adalah penumpukan lemak berlebihan yang menjadi pemicu utama berbagai masalah kesehatan, termasuk peningkatan risiko Diabetes Melitus. Meski pankreas masih mampu memproduksi insulin, komplikasi metabolik akibat obesitas menyebabkan insulin tersebut tidak berfungsi optimal dalam membantu sel tubuh menyerap glukosa (Sulastri, 2022; Kohir et al., 2024).

Prevalensi obesitas pada perempuan di Indonesia melonjak drastis hingga mencapai 32,9% pada tahun 2013, sementara di Makassar, kasus Diabetes Melitus terus meningkat signifikan pada kelompok usia produktif dan lansia sepanjang periode 2023–2025. Meskipun data ribuan kasus baru tersedia di 47 Puskesmas, laporan tersebut masih bersifat deskriptif sehingga belum mampu mengungkap pola hubungan mendalam antara status obesitas, gender, dan kelompok umur tertentu (Ismail et al., 2021).

## B. Metodologi

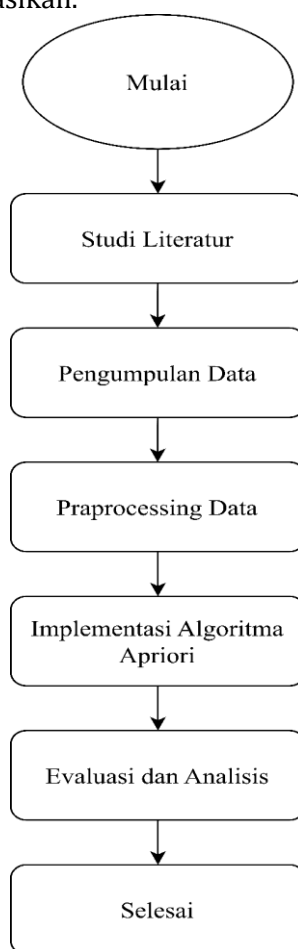
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode data mining, khususnya teknik association rule mining menggunakan algoritma Apriori. Metode ini dipilih karena mampu mengidentifikasi pola hubungan antar variabel dalam dataset secara sistematis dan berbasis probabilitas.



Gambar 1. Flowchart Algoritma Apriori (Zakur & Flaih, 2023)

Analisis Hubungan Obesitas dan Diabetes Melitus menggunakan Algoritma Apriori. Flowchart ini menggambarkan langkah-langkah utama dalam proses analisis data menggunakan Algoritma Apriori, yang dirancang untuk membantu menganalisis hubungan Obesitas dan Diabetes Melitus di wilayah 47 Puskesmas yang ada di Kota Makassar.

Perancangan sistem adalah proses penyusunan komponen-komponen sistem secara terstruktur untuk membentuk suatu sistem yang mampu menjalankan fungsi atau tugas tertentu sesuai dengan kebutuhan. Dalam proses ini, perancang sistem menentukan bagaimana data akan diolah, alur kerja sistem, serta perangkat lunak atau perangkat keras yang akan digunakan. Tujuan utama dari perancangan sistem adalah untuk menghasilkan rancangan yang jelas, efisien, dan mudah diimplementasikan.

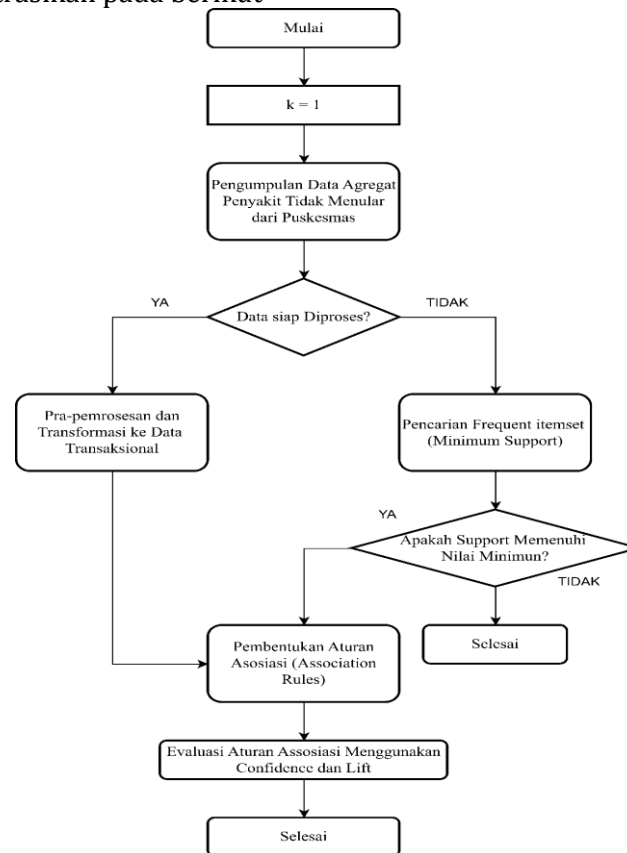


Gambar 2. Tahapan Perancangan Sistem (Mugnia & Mutoffar, 2024)

Tahapan penelitian dimulai dengan studi literatur untuk menghimpun landasan teori dari berbagai sumber ilmiah terkait permasalahan yang diteliti. Selanjutnya, dilakukan pengumpulan data agregat penyakit tidak menular dari 47 Puskesmas di Kota Makassar, yang mencakup data obesitas dan diabetes melitus berdasarkan usia serta jenis kelamin. Data tersebut kemudian

melalui proses pemrosesan data (preprocessing) yang meliputi data cleaning untuk menghapus nilai kosong atau duplikasi, serta data transformation untuk mengubah data numerik menjadi kategori (rendah, sedang, tinggi) menggunakan metode statistik Tertil (Quantile-3). Selain itu, dilakukan penanganan outlier menggunakan metode Z-score dan uji validitas untuk memastikan keakuratan data sebelum dianalisis.

Secara keseluruhan penerapan Metode Algoritma Apriori pada studi kasus Menggunakan Algoritma Apriori di ilustrasikan pada berikut



Gambar 3. Flowchart penerapan metode Algoritma Apriori (Nur annisa Syarifuddin, 2025)

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan model yang dibangun menghasilkan analisis yang akurat dan stabil melalui tiga pendekatan utama. Pertama, dilakukan pengujian fungsionalitas algoritma yang membandingkan perhitungan manual dengan hasil komputerisasi guna memvalidasi logika sistem. Selain itu, dilakukan validasi parameter untuk memastikan aturan yang dihasilkan telah memenuhi ambang batas minimum support dan confidence, serta analisis edge cases untuk menguji ketahanan algoritma saat menangani data yang sangat jarang atau minim pola.

Sementara itu, teknik analisis Algoritma Apriori mengikuti metodologi data mining yang terstruktur. Proses dimulai dengan transformasi data agregat dari Puskesmas ke dalam format transaksional, dilanjutkan dengan penentuan parameter support dan confidence. Selanjutnya, sistem melakukan pencarian frequent itemset secara bertahap untuk menemukan kombinasi variabel yang sering muncul sebelum akhirnya masuk ke tahap pembentukan aturan Association Rule Mining (ARM).

Pada tahap akhir, aturan yang terbentuk dievaluasi menggunakan nilai confidence dan lift ratio. Hasil interpretasi data ini memberikan gambaran konkret mengenai pola hubungan antara obesitas dan Diabetes Melitus berdasarkan variabel usia serta jenis kelamin. Informasi tersebut menjadi acuan strategis dalam pengambilan keputusan medis dan penyusunan program pencegahan penyakit di wilayah terkait.

### C. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan hasil analisis menggunakan Algoritma Apriori, ditemukan pola hubungan yang signifikan antara variabel demografi dan tingkat keparahan penyakit. Proses ini berhasil mengidentifikasi kelompok masyarakat tertentu yang memiliki kecenderungan kuat terhadap risiko Diabetes Melitus (DM) dan Obesitas di Kota Makassar selama periode 2023–2025.

Aturan asosiasi yang terbentuk dievaluasi menggunakan tiga metrik utama: Support (seberapa sering kombinasi muncul), Confidence (tingkat kepastian hubungan), dan Lift Ratio (kekuatan korelasi antar variabel). Hasilnya menunjukkan bahwa faktor usia merupakan prediktor yang sangat kuat dalam menentukan pola sebaran kasus kesehatan ini.

Atribut numerik seperti jumlah kasus nantinya akan diproses lebih lanjut melalui tahap preprocessing untuk diubah menjadi data kategorikal agar sesuai dengan kebutuhan algoritma Apriori.

Tabel. 1 Struktur Data Awal

No	Atribut	Type Data	Keterangan
1	Tahun	Numerik	Menunjukkan periode waktu pengamatan, yaitu tahun 2023 hingga 2025
2	Bulan	Kategorikal	Menunjukkan nama bulan dalam satu tahun (Januari sampai Desember)
3	Gender	Kategorikal	Menunjukkan jenis kelamin, yaitu Laki-laki dan Perempuan
4	Rentang_Usia	Kategorikal	Menunjukkan kelompok usia (18-24 tahun hingga $\geq 75$ tahun)
5	Jumlah_DM	Numerik	Jumlah kasus Diabetes Melitus pada setiap kombinasi data
6	Jumlah_Obs	Numerik	Jumlah kasus Obesitas pada setiap kombinasi data

Proses ini merupakan fase krusial dalam Knowledge Discovery in Databases (KDD) untuk mengonversi data numerik agregat menjadi format transaksional yang siap diproses oleh algoritma Apriori. Karena algoritma ini memerlukan data kategorikal, dilakukan diskretisasi menggunakan Metode Tertil (Quantile-3).

Metode ini membagi distribusi frekuensi data secara objektif ke dalam tiga label ordinal tanpa subjektivitas peneliti:

- Rendah: Mencakup 33,3% data terbawah.
- Sedang: Mencakup 33,3% data menengah.
- Tinggi: Mencakup 33,3% data teratas.

Penerapan ambang batas (threshold) statistik ini memastikan bahwa variabel Diabetes Melitus dan Obesitas dapat dipetakan ke dalam itemset yang konsisten, sehingga pola asosiasi yang ditemukan nantinya memiliki akurasi dan validitas yang tinggi, dengan rumus berikut.

$$Q_i = L + \left( \frac{\frac{i \cdot n}{3} - F}{f} \right) \cdot p$$

Dengan demikian, nilai ambang batas pada tabel ini merupakan hasil olahan langsung dari data penelitian, bukan ditentukan secara subjektif.

Table 2. Kategorisasi Variabel Diabetes Melitus dan Obesitas

Variabel	Kategori	Rentang Nilai (Kasus)
Diabetes Melitus (DM)	Rendah	$\leq 81$
	Sedang	82 - 226
	Tinggi	$> 226$
Obesitas (Obs)	Rendah	$\leq 88$
	Sedang	89 - 155
	Tinggi	$> 155$

Tahap ini merupakan proses konversi data agregat menjadi format transaksional menggunakan pendekatan data fusion. Dengan teknik ini, atribut demografi (gender dan usia) digabungkan dengan label kategori penyakit (DM dan Obesitas) ke dalam satu kesatuan itemset.

Setiap baris data hasil transformasi kini merepresentasikan satu transaksi unik, misalnya: {Gender\_Perempuan, Usia\_45-54, DM\_Tinggi, Obs\_Tinggi}. Langkah ini sangat krusial karena algoritma Apriori hanya dapat bekerja pada data berbasis transaksi untuk mengidentifikasi pola hubungan atau kemunculan bersama antarvariabel secara efektif.

Tabel 3. Proses Transformasi Data Agregat ke Format Transaksi

No	Data Agregat (Input)	Proses Transformasi	Hasil Itemset Transaksi (Output)
1	Laki-laki, 18-24, DM: 13, Obs: 56	Mapping Label	{Gender_Laki-laki, Usia_18-24, DM_Rendah, Obs_Rendah}
2	Laki-laki, 25-34, DM: 44, Obs: 121	Mapping Label	{Gender_Laki-laki, Usia_25-34, DM_Rendah, Obs_Sedang}
3	Laki-laki, 45-54, DM: 245, Obs: 210	Mapping Label	{Gender_Laki-laki, Usia_45-54, DM_Tinggi, Obs_Tinggi}

Proses data mining dijalankan untuk menemukan frequent itemsets (kombinasi yang sering muncul) dan association rules (aturan hubungan).

Tahap berikutnya adalah pembentukan frequent itemset menggunakan algoritma Apriori. Frequent itemset merupakan kombinasi item yang memiliki nilai support di atas minimum support yang telah ditentukan.

Pada penelitian ini digunakan: Minimum Support = 0,1 (10%)

Penentuan nilai minimum support sebesar 0,1 (10%) dan minimum confidence sebesar 0,6 (60%) dalam penelitian ini mengacu pada referensi penelitian terdahulu yang telah dibahas.

Pemilihan nilai tersebut bertujuan untuk menjaga keseimbangan antara jumlah aturan yang dihasilkan dan kekuatan hubungan antar variabel. Nilai support yang terlalu rendah berpotensi menghasilkan banyak aturan yang kurang signifikan, sedangkan nilai yang terlalu tinggi dapat menyebabkan terabaikannya pola-pola penting dalam data.

Sementara itu, nilai confidence ditetapkan cukup tinggi guna memastikan bahwa aturan asosiasi yang dihasilkan memiliki tingkat kepercayaan yang baik.

Hasil frequent itemset menunjukkan bahwa beberapa item yang sering muncul antara lain:

- a) Gender\_Laki-laki
- b) DM\_Tinggi
- c) Obs\_Tinggi
- d) Kombinasi DM\_Tinggi dan Obs\_Tinggi

Nilai support menunjukkan tingkat kemunculan item dalam keseluruhan transaksi.

Pembentukan Frequent Itemsets Sistem menghitung nilai Support untuk menentukan probabilitas kemunculan itemset dalam keseluruhan dataset dengan rumus:

$$\text{Support}(A) = \frac{\text{Jumlah Transaksi mengandung } A}{\text{Total Transaksi}}$$

Proses ini dilakukan dengan menetapkan nilai minimum support sebesar 0,1 (10%), sehingga hanya itemset yang memiliki frekuensi kemunculan di atas ambang batas tersebut yang ditampilkan.

Dengan demikian, hasil pada tabel ini merupakan output langsung dari proses perhitungan algoritma Apriori yang menunjukkan kombinasi item yang paling sering muncul dalam dataset.

Tabel 3. Hasil Frequent Itemsets Teratas

No	Itemsets	Support
1	{Gender_Laki-laki}	0.500
2	{DM_Tinggi}	0.341
3	{Obs_Tinggi}	0.341
4	{Obs_Tinggi, DM_Tinggi}	0.192

Setelah diperoleh frequent itemset, langkah selanjutnya adalah membentuk aturan asosiasi (association rules). Aturan ini menunjukkan hubungan antar variabel dalam dataset.

Parameter yang digunakan:

Minimum Confidence = 0,6 (60%)

Beberapa aturan asosiasi yang dihasilkan antara lain:

- a) (Usia  $\geq$  75)  $\rightarrow$  (DM\_Sedang, Obs\_Rendah)
- b) (Usia 18-24)  $\rightarrow$  (DM\_Rendah, Obs\_Rendah)
- c) (Usia 55-64)  $\rightarrow$  (DM\_Tinggi)
- d) (Obs\_Tinggi, Gender\_Perempuan)  $\rightarrow$  (DM\_Tinggi)

Nilai confidence menunjukkan tingkat kepercayaan bahwa suatu aturan benar terjadi. Aturan Asosiasi (Association Rules) Aturan dibentuk berdasarkan nilai Confidence yang merepresentasikan tingkat kepastian hubungan antara Antecedent dan Consequent:

Selanjutnya, dilakukan perhitungan nilai confidence dengan batas minimum sebesar 0,6 (60%) untuk menentukan aturan yang memiliki tingkat kepercayaan tinggi. Selain itu, nilai lift ratio dihitung untuk mengevaluasi kekuatan hubungan antara antecedent dan consequent.

Tabel 4. Hasil Aturan Asosiasi Unggulan

No	Aturan (Antecedent → Consequent)	Support	Confidence	Lift Ratio
1	(Usia ≥ 75) → (DM_Sedang, Obs_Rendah)	0.117	0.819	5.581
2	(Usia 18–24) → (DM_Rendah, Obs_Rendah)	0.115	0.805	4.891
3	(Usia 55–64) → (DM_Tinggi)	0.132	0.930	2.726
4	(Obs_Tinggi, Gender_Perempuan) → (DM_Tinggi)	0.146	0.616	1.806

Validasi dilakukan untuk menguji apakah pola hubungan yang ditemukan bersifat signifikan secara ilmiah atau terjadi secara kebetulan.

Uji signifikansi dilakukan menggunakan tabel kontingensi untuk membandingkan frekuensi observasi dan harapan melalui rumus:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}$$

Untuk memperkuat hasil analisis, dilakukan uji statistik Chi-Square guna mengetahui signifikansi hubungan antara variabel Obesitas dan Diabetes Melitus.

Hasil pengujian menunjukkan:

Nilai Chi-Square = 107.98

P-value =  $1.96 \times 10^{-22}$

Karena nilai P-value < 0,05, maka dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan yang sangat signifikan antara Obesitas dan Diabetes Melitus.

Evaluasi kekuatan model diukur menggunakan metrik Lift Ratio untuk memastikan bahwa aturan memiliki kekuatan prediktif yang valid Untuk mengukur kekuatan hubungan antar variabel, digunakan metrik Lift Ratio.

Interpretasi nilai lift:

- Lift > 1 → hubungan positif (kuat)
- Lift = 1 → tidak ada hubungan
- Lift < 1 → hubungan negatif

Hasil penelitian menunjukkan bahwa seluruh aturan yang dihasilkan memiliki nilai Lift Ratio > 1, yang berarti hubungan antar variabel bersifat signifikan.

Aturan dengan nilai tertinggi:

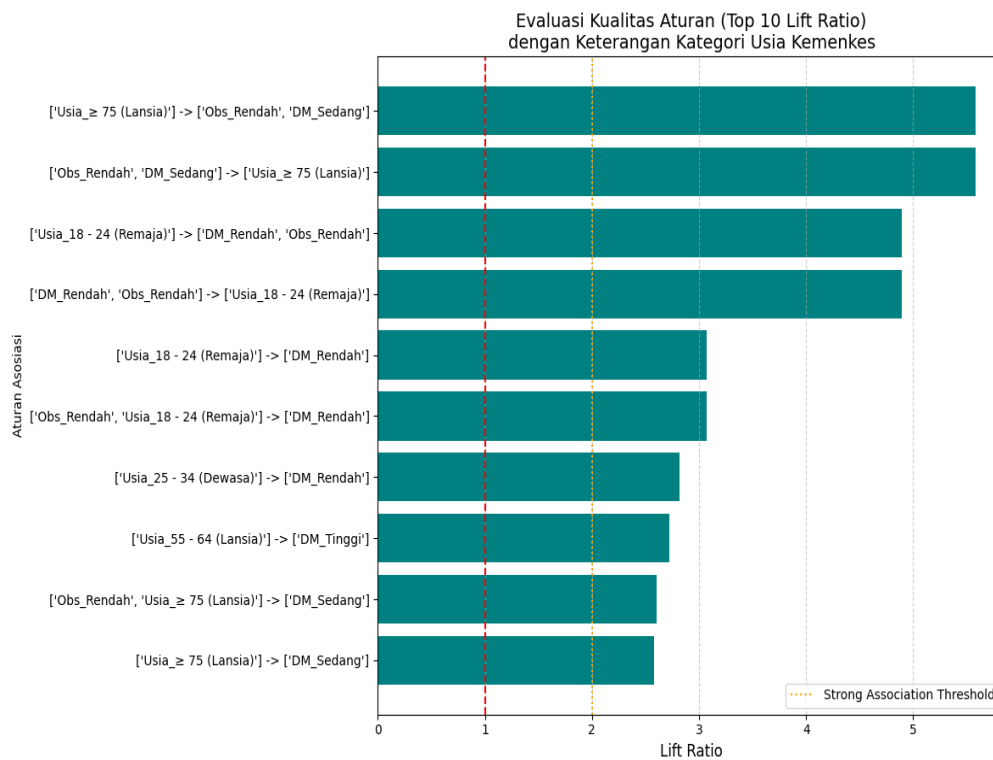
- (Usia ≥ 75) → (DM\_Sedang, Obs\_Rendah) dengan Lift = 5,581
- (Usia 18–24) → (DM\_Rendah, Obs\_Rendah) dengan Lift = 4,891

Hal ini menunjukkan bahwa kelompok usia memiliki pengaruh kuat terhadap pola penyakit.

Rumus

$$\text{Lift}(A \rightarrow B) = \frac{\text{Support}(A \cup B)}{\text{Support}(A) \cdot \text{Support}(B)}$$

seluruh aturan unggulan memiliki nilai Lift Ratio > 1. Hal ini mengonfirmasi bahwa pola hubungan bersifat valid dan memiliki korelasi positif yang kuat. Aturan terkuat (Lift 5.581) ditemukan pada kelompok lansia (≥ 75), yang menunjukkan adanya keterikatan pola penyakit yang sangat konsisten pada segmen usia tersebut.



Gambar 4. Grafik Evaluasi Lift Ratio (Bar Chart)

#### D. Kesimpulan

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma Apriori efektif dalam mengidentifikasi pola hubungan antara obesitas dan Diabetes Melitus, dengan temuan utama bahwa kelompok lansia ( $\geq 75$  tahun), pra-lansia (45–54 tahun), dan perempuan memiliki risiko paling konsisten serta signifikan. Validitas hasil ini didukung oleh nilai lift ratio yang seluruhnya lebih besar dari satu mencapai puncaknya pada angka 5,581 serta diperkuat oleh uji Chi-Square yang menunjukkan korelasi ilmiah yang sangat kuat. Sebagai langkah pengembangan, disarankan agar penelitian selanjutnya menggunakan data berbasis individu serta menyertakan variabel tambahan seperti pola makan dan aktivitas fisik untuk memperoleh gambaran risiko yang lebih komprehensif

#### E. Referensi

- Alam, S., Hasan, M. K., Neaz, S., Hussain, N., Hossain, M. F., & Rahman, T. (2021). Diabetes Mellitus: Insights from Epidemiology, Biochemistry, Risk Factors, Diagnosis, Complications and Comprehensive Management. *Diabetology*, 2(2), 36–50. <https://doi.org/10.3390/diabetology2020004>
- Amalia, L., Mokodompis, Y., & Ismail, G. A. (2022). Hubungan Overweight Dengan Kejadian Diabetes Mellitus Tipe 2 Di Wilayah Kerja Puskesmas Bulango Utara. *Jambura Journal of Epidemiology*, 1(1), 11–19. <https://doi.org/10.37905/jje.v1i1.14623>
- Anas, A., & Zebua, A. J. (2022). Implementasi Algoritma Apriori untuk Mendapatkan Pola Kelulusan Mahasiswa. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 16(1), 54–61. <https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2022.16.1.1173>
- Arnida, Priyatno, A. D., & Harokan, A. (2024). Faktor Risiko Kejadian Diabetes Melitus pada Usia Produktif. *Cendekia Medika : Jurnal STIKES Al-Ma'arif Baturaja*, 9(2), 414–424.
- Azfa, M., Faruq, A., & Firmansyah, H. (2026). Analisis Perbandingan Performa Algoritma Apriori dan FP-Growth dalam Ekstraksi Aturan Asosiasi pada Dataset Contact Lenses UCI Repository Comparative Analysis of Apriori and FP-Growth Algorithm Performance in Association Rule Extraction on the UCI Contact. d, 240–248.
- Chandrasekaran, P., & Weiskirchen, R. (2024). The Role of Obesity in Type 2 Diabetes Mellitus—An Overview. *International Journal of Molecular Sciences*, 25(3). <https://doi.org/10.3390/ijms25031882>
- Cummings, P. J., Noakes, T. D., Nichols, D. M., Berchou, K. D., Kreher, M. D., & Washburn, P. J. (2022). Lifestyle Therapy Targeting Hyperinsulinemia Normalizes Hyperglycemia and Surrogate Markers of Insulin Resistance in a Large, Free-Living Population. *AJPM Focus*,

- 1(2), 100034. <https://doi.org/10.1016/j.focus.2022.100034>
- Davies, M. J., Aroda, V. R., Collins, B. S., Gabbay, R. A., Green, J., Maruthur, N. M., Rosas, S. E., Del Prato, S., Mathieu, C., Mingrone, G., Rossing, P., Tankova, T., Tsapas, A., & Buse, J. B. (2022). Management of Hyperglycemia in Type 2 Diabetes, 2022. A Consensus Report by the American Diabetes Association (ADA) and the European Association for the Study of Diabetes (EASD). *Diabetes Care*, 45(11), 2753–2786. <https://doi.org/10.2337/dci22-0034>
- Dewi, E., Mulyani, S., Mufizar, T., Hidayat, C. R., Anwar, D. S., Chaeruddin, R., & Korespondensi, P. (2023). ASSOCIATION ANALYSIS TO FIND PATTERNS IN THE PATIENT ' S DRUG THERAPY USING APRIORI METHOD. 10(2). <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023106051>
- Hashad, A. A., Khai Wah, K., Alnoor, A., & Chew, X. (2024). Exploratory Analysis With Association Rule Mining Algorithms in the Retail Industry. *Malaysian Journal of Computing (Mjoc)*, 9(1), 1746–1758. <https://doi.org/10.24191/mjoc.v9i1.21433>
- Hasna Fairuz Shafa, A., Perdana, A., Wacana Metro, D., & Kenanga No, J. (2024). Penerapan Algoritma Apriori Pada Data Transaksi Penjualan Di Toko Berkah Berlimpah. *Technology Acceptance Model) Jurnal TAM*, 15(1), 88–94.
- International Diabetes Federation and World Obesity Federation. (2022). Obesity and Type 2 Diabetes: a Joint Approach to Halt the Rise A Policy Brief by the International Diabetes Federation and the World Obesity Federation. 1–17. [www.idf.org](http://www.idf.org)
- Ismail, L., Materwala, H., & Al Kaabi, J. (2021). Association of risk factors with type 2 diabetes: A systematic review. *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 19(2), 1759–1785. <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2021.03.003>
- Kohir, D. S., Murhan, A., & Sulastri, S. (2024). Skrining Faktor Risiko Obesitas Usia Produktif. *Jurnal Wacana Kesehatan*, 9(2), 97. <https://doi.org/10.52822/jwk.v9i2.673>
- Morales-De-jesús, V., Gómez-Adorno, H., Somodevilla-García, M., & Vilariño, D. (2021). Conversational system as assistant tool in reminiscence therapy for people with early-stage of alzheimer's. *Healthcare (Switzerland)*, 9(8), 1–17. <https://doi.org/10.3390/healthcare9081036>
- Mugnia, A. (2024). Implementation of the Apriori Algorithm for Book Recommendation Systems in Digital Libraries. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 11(1), 1–12. <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/6919>
- Muharni, S., & Sigit, A. (2024). Penentuan Pola Penjualan Obat Menggunakan Algoritma Apriori. *Copyright @BALOK*, 4(1), 60–71.
- Novia, C., Imaniyah, N., & Sudriyanto, S. (2025). Implementasi Algoritma Apriori untuk Mengidentifikasi Pola Asosiasi Peresepan Obat dan Penyakit di Klinik Pratama Az-Zainiyah. *TRILOGI: Jurnal Ilmu Teknologi, Kesehatan, Dan Humaniora*, 6(2), 108–118. <https://doi.org/10.33650/trilogi.v6i2.11573>
- Nurul Kamilah Sadli1,2\*, E. H. (2025). pISSN:2355-7583 | eISSN:2549-4864 <http://ejournalmalahayati.ac.id/index.php/kesehatan>. /*Ejournalmalahayati.Ac.Id*, 12(9), 1902–1913. <http://ejournalmalahayati.ac.id/index.php/kesehatan> POLA
- Qonita Azizah, & Wahyu Tisno Atmojo. (2025). Penerapan Algoritma Apriori Dalam Analisis Pola Keanggotaan Fitness Untuk Menentukan Strategi Promosi. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 19(1), 30–41. <https://doi.org/10.33998/mediasisfo.2025.19.1.2090>
- Ritha, N., Suswaini, E., & Pebriadi, W. (2021). Penerapan Association Rule Menggunakan Algoritma Apriori Pada Poliklinik Penyakit Dalam ( Studi Kasus : Rumah Sakit Umum Daerah Bintan ). 7(November), 222–230. <https://doi.org/10.34128/jsi.v7i2.329>
- Sinaga, D. M., Windarto, A. P., Tambunan, H. S., & Damanik, I. S. (2022). Data Mining Menggunakan Metode Asosiasi Apriori untuk Merekomendasi Pola Obat Pada Puskesmas. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 3(2), 143–149. <https://doi.org/10.47065/josh.v3i2.1237>
- Supriana, I. W., & Putri, L. A. A. R. (2025). Implementasi Algoritma Apriori sebagai Association Rule Learning untuk Mengidentifikasi Pola Item Dataset Penjualan. 70 *Jurnal Buana Informatika*, 16(1), 69–79.
- Wijayanti, N., & Fauzia, N. (2023). Pencegahan Penyakit Tidak Menular ( PTM ): Hipertensi ., *Community Empowerment*, 5(3), 76–82.
- Yahya ST. M.Kom. (2022). Data Mining Data mining. In *Mining of Massive Datasets (Vol. 2, Issue January 2013)*. [https://www.cambridge.org/core/product/identifier/CB09781139058452A007/type/book\\_part](https://www.cambridge.org/core/product/identifier/CB09781139058452A007/type/book_part)
- Yusuf Husain, Enny Dwi Oktaviyani, & Sherly Christina. (2023). Analisis Perbandingan Algoritma Apriori, FP-Growth, Dan Eclat dalam Menemukan Pola Pembelian Konsumen.

KONSTELASI: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi, 3(2), 231–243.  
<https://doi.org/10.24002/konstelasi.v3i2.7007>

Zakur, Y., & Flaih, L. (2023). Apriori Algorithm and Hybrid Apriori Algorithm in the Data Mining: A Comprehensive Review. E3S Web of Conferences, 448.  
<https://doi.org/10.1051/e3sconf/202344802021>