P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054
https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3

# PERANGKAT LUNAK UNTUK MENGETAHUI POLA PENYAKIT PADA PASIEN DIABETES MELITUS MENGGUNAKAN RAPIDMINER DI KLINIK PRATAMA TIARA MEDISTRA

Dermawan Tambunan[1],
Swingly Purba[2],
Sahat Marbun[3],
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Sains dan Teknologi T.D. Pardede Medan
E-mail:

dermawantambunan08@gmail.com[1]
swingly.purba61@gmail.com2
deltahillmov@gmail.com3

**ABSTRAK**

Diabetes Melitus (DM) merupakan penyakit tidak menular kronis yang membutuhkan pemanfaatan data klinis dan perilaku secara lebih sistematis. Klinik Pratama Tiara Medistra memiliki data rekam medis pasien DM yang dilengkapi informasi gaya hidup, tetapi belum dianalisis untuk menemukan pola hubungan antaratribut. Penelitian ini menerapkan Algoritma Apriori dengan bantuan RapidMiner untuk menemukan pola asosiasi antara jenis kelamin, usia, riwayat DM keluarga, tipe DM, dan gaya hidup pasien. Data penelitian terdiri atas 21 pasien yang diproses melalui data selection, cleaning, integration, dan transformation menjadi transaksi item kategorikal. Pengujian menggunakan minimum support 20% dan minimum confidence 60%. Hasil menunjukkan pembentukan frequent itemset hingga 8-itemset dan menghasilkan 38 aturan asosiasi yang difokuskan pada tipe DM. Aturan "Riwayat DM: Ya → DM Tipe 2" memperoleh support 47,62%, confidence 66,67%, dan lift 1,400. Beberapa aturan menuju DM Tipe 2 memperoleh confidence 75%, sedangkan aturan dengan lift tertinggi 2,625 mengarah pada kategori DM tanpa tipe spesifik dengan confidence 100%. DM Tipe 1 tidak membentuk aturan karena hanya muncul pada 3 dari 21 pasien atau 14,29%, di bawah ambang support. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai informasi pendukung edukasi dan pemetaan karakteristik pasien, bukan sebagai diagnosis atau bukti hubungan sebab-akibat klinis.

Kata kunci: Diabetes Melitus; Algoritma Apriori; association rule; RapidMiner; rekam medis; gaya hidup

***ABSTRACT***

Diabetes Mellitus (DM) is a chronic non-communicable disease that requires more systematic use of clinical and behavioral data. Tiara Medistra Primary Clinic stores medical-record data supplemented by lifestyle information, but the relationships among patient attributes have not been explored adequately. This study applies the Apriori algorithm with RapidMiner to identify association patterns among sex, age, family history of DM, DM type, and lifestyle characteristics. The dataset contains 21 patients processed through selection, cleaning, integration, and transformation into categorical transactions. The analysis uses 20% minimum support and 60% minimum confidence. The results show frequent itemsets up to 8-itemsets and 38 association rules focused on DM type. The rule "Family history of DM: Yes → Type 2 DM" obtains 47.62% support, 66.67% confidence, and 1.400 lift. Several rules leading to Type 2 DM reach 75% confidence, while the highest lift of 2.625 appears in rules leading to unspecified DM with 100% confidence. Type 1 DM does not generate a rule because it occurs in only 3 of 21 patients, or 14.29%, below the support threshold. The findings can support patient education and characteristic mapping, but they should not be interpreted as a diagnosis or clinical causal evidence.

Keywords: Diabetes Mellitus; Apriori algorithm; association rule; RapidMiner; medical records; lifestyle

## 1. PENDAHULUAN

Sektor kesehatan menghasilkan data yang terus bertambah melalui rekam medis, pemeriksaan, administrasi, dan interaksi pasien. Data tersebut tidak hanya berguna sebagai dokumentasi pelayanan, tetapi juga berpotensi menjadi sumber pengetahuan apabila dianalisis secara terstruktur. Diabetes Melitus (DM) merupakan salah satu penyakit tidak menular yang prevalensinya meningkat dan membutuhkan pengendalian berkelanjutan. Skripsi menyebutkan bahwa Indonesia menghadapi beban DM yang besar, sementara Kota Medan dan Provinsi Sumatera Utara termasuk wilayah yang perlu mendapat perhatian dalam pengendalian faktor risiko.

DM dipengaruhi oleh kombinasi faktor yang tidak dapat diubah, seperti usia, jenis kelamin, dan riwayat keluarga, serta faktor yang dapat dimodifikasi, seperti pola makan, aktivitas fisik, kebiasaan merokok, konsumsi makanan tinggi gula atau lemak, dan kepatuhan terapi. Dalam praktik pelayanan

primer, informasi tersebut sering tersimpan dalam sumber berbeda. Rekam medis memuat tipe DM dan karakteristik pasien, sedangkan kebiasaan harian lebih mungkin diperoleh melalui kuesioner. Penggabungan kedua sumber data dapat memberikan gambaran yang lebih kaya mengenai kecenderungan karakteristik pasien.

Klinik Pratama Tiara Medistra memiliki data pasien DM yang belum dimanfaatkan secara optimal untuk menggali pola kemunculan bersama antarvariabel. Statistik deskriptif dapat menunjukkan jumlah pasien pada setiap kategori, tetapi belum tentu menjelaskan kombinasi atribut yang berulang. Association rule mining dapat digunakan untuk menemukan aturan berbentuk A → B berdasarkan frekuensi kemunculan item. Dalam penelitian ini, satu pasien diperlakukan sebagai satu transaksi yang memuat item demografis, klinis, dan gaya hidup.

Algoritma Apriori dipilih karena memiliki prinsip pruning: itemset yang tidak memenuhi minimum support tidak dikembangkan menjadi superset. Support mengukur proporsi transaksi yang memuat itemset, confidence mengukur kekuatan aturan, sedangkan lift membantu melihat apakah asosiasi lebih kuat daripada kemunculan consequent secara independen. RapidMiner digunakan sebagai alat bantu pengolahan melalui alur visual, sementara metode utama tetap Apriori.

Penelitian ini bertujuan menerapkan data preparation pada data rekam medis dan kuesioner gaya hidup, menemukan pola asosiasi karakteristik pasien DM menggunakan Apriori, mengevaluasi support, confidence, dan lift, serta merumuskan pemanfaatan hasil sebagai informasi pendukung bagi klinik. Kontribusi penelitian terletak pada penggabungan variabel klinis dan gaya hidup pada konteks klinik pratama. Namun, karena ukuran dataset hanya 21 pasien, hasil harus dipahami sebagai pola eksploratif dan tidak boleh digunakan sebagai diagnosis atau kesimpulan kausal.

## 2. LANDASAN TEORI

### 2.1 Diabetes Melitus dan faktor risikonya

Diabetes Melitus adalah gangguan metabolik kronis yang ditandai hiperglikemia akibat gangguan sekresi insulin, kerja insulin, atau keduanya. DM Tipe 1 berhubungan dengan defisiensi insulin absolut, sedangkan DM Tipe 2 lebih banyak berkaitan dengan resistensi insulin dan kombinasi faktor genetik serta gaya hidup. Usia, jenis kelamin, dan riwayat keluarga merupakan faktor yang tidak dapat diubah; pola makan, aktivitas fisik, merokok, konsumsi gula dan lemak, serta pengelolaan terapi merupakan faktor yang dapat dimodifikasi. Penelitian ini tidak mendiagnosis pasien, melainkan menganalisis data pasien yang telah tercatat sebagai pasien DM.

### 2.2 Rekam medis dan gaya hidup

Rekam medis memuat identitas, pemeriksaan, pengobatan, tindakan, dan pelayanan yang diberikan kepada pasien. Dalam penelitian ini, rekam medis menyediakan jenis kelamin, usia, dan tipe DM. Data primer dari kuesioner melengkapi rekam medis dengan riwayat DM keluarga, konsumsi makanan/minuman manis, konsumsi lemak, makanan cepat saji, sayur dan buah, merokok, olahraga, begadang, pola makan, melewatkan waktu makan, serta konsumsi obat. Integrasi dilakukan berdasarkan kode pasien, bukan dengan menampilkan identitas pribadi pada analisis artikel.

### 2.3 Association rule mining dan Apriori

Association rule mining mencari keterkaitan item yang sering muncul bersama. Sebuah transaksi pada penelitian ini adalah satu pasien, sedangkan item adalah nilai kategori atribut, misalnya “Riwayat DM: Ya” atau “Tipe DM: DM Tipe 2”. Support itemset A dihitung sebagai jumlah transaksi yang memuat A dibagi jumlah seluruh transaksi. Confidence aturan A → B dihitung sebagai support(A∪B) dibagi support(A). Lift ratio dihitung dengan confidence(A→B) dibagi support(B); lift lebih besar dari satu menunjukkan asosiasi positif relatif terhadap kemunculan consequent secara independen.

Apriori menjalankan pembentukan kandidat dan frequent itemset secara iteratif. Pertama, support 1-itemset dihitung. Item yang memenuhi minimum support menjadi L1, lalu dikombinasikan untuk membentuk C2. Kandidat yang gagal memenuhi support dipangkas, sedangkan kombinasi yang lolos dikembangkan ke ukuran berikutnya. Proses berhenti ketika tidak ada kandidat baru yang memenuhi ambang. Aturan asosiasi kemudian dibentuk dari frequent itemset dan disaring berdasarkan minimum confidence.

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054
https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3

### 2.4 RapidMiner sebagai alat bantu

RapidMiner menyediakan antarmuka grafis untuk membaca dataset, memeriksa atribut, melakukan transformasi, membentuk frequent itemset, dan menghasilkan association rule. Alur penelitian menggunakan data yang telah disiapkan, mengubah atribut kategorikal menjadi format transaksional/biner, menerapkan operator pencarian pola frekuensi, membentuk aturan, lalu membaca nilai support, confidence, dan lift pada rule table. Penggunaan RapidMiner mempercepat pelaksanaan dan mengurangi kebutuhan penulisan kode manual, tetapi validitas interpretasi tetap bergantung pada kualitas data dan pemilihan ambang.

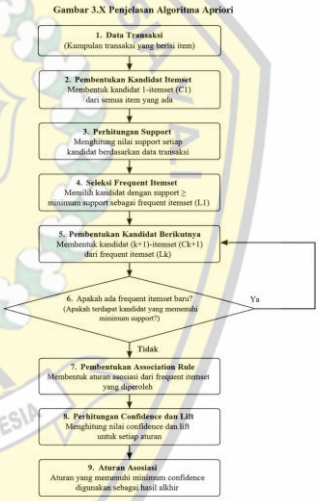
## 3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian terapan dengan pendekatan kuantitatif deskriptif-eksploratif. Lokasi penelitian adalah Klinik Pratama Tiara Medistra di Kota Medan dan pelaksanaan penelitian berlangsung pada Mei 2026. Populasi target adalah seluruh pasien yang telah terdiagnosis DM di klinik. Sampel dipilih secara purposive berdasarkan ketersediaan data rekam medis yang relevan dan kelengkapan kuesioner gaya hidup. Dari proses tersebut diperoleh 21 data pasien.

**Tabel 1. Variabel dan kategori penelitian**

| No | Variabel | Sumber | Kategori utama |
|---|---|---|---|
| 1 | Jenis kelamin | Kuesioner | Laki-laki; Perempuan |
| 2 | Kategori usia | Kuesioner | 45–59 tahun; ≥60 tahun |
| 3 | Riwayat DM | Kuesioner | Ya; Tidak |
| 4 | Tipe DM | Rekam medis | DM; DM Tipe 1; DM Tipe 2 |
| 5 | Konsumsi manis | Kuesioner | Tidak pernah; 1–2; 3–5 kali/minggu; sering |
| 6 | Konsumsi lemak | Kuesioner | Tidak pernah; kadang-kadang; sering |
| 7 | Cepat saji | Kuesioner | Tidak pernah; kadang-kadang; sering |
| 8 | Sayur/buah | Kuesioner | Kadang-kadang; 1–2; 3–5 kali/minggu; setiap hari |
| 9 | Merokok, olahraga, begadang | Kuesioner | Kategori perilaku sesuai instrumen |
| 10 | Pola makan, lewat makan, obat | Kuesioner | Kategori frekuensi sesuai instrumen |

Pengumpulan data dilakukan melalui observasi proses pengelolaan data, dokumentasi rekam medis, dan kuesioner. Data selection memilih pasien dengan atribut klinis dan kuesioner yang lengkap. Data cleaning memeriksa nilai kosong, duplikasi, dan inkonsistensi penulisan. Data integration menggabungkan dua sumber menggunakan kode pasien. Data transformation mengubah umur menjadi kategori 45–59 tahun dan ≥60 tahun, serta mengubah setiap kategori menjadi item transaksi. Setiap pasien akhirnya direpresentasikan sebagai satu transaksi yang terdiri atas item demografis, klinis, dan perilaku.




Gambar 1. Diagram alir penelitian berdasarkan tahapan skripsi.

Parameter analisis ditetapkan pada minimum support 20% dan minimum confidence 60%. Tahap pemodelan dilakukan pada RapidMiner dengan membaca dataset, memeriksa tipe atribut, mengonversi atribut kategorikal, menjalankan pencarian frequent itemset, membentuk association rule, dan menampilkan rule table. Evaluasi dilakukan terhadap jumlah itemset, jumlah aturan, support, confidence, lift, serta relevansi interpretasi. Dalam menjaga kehati-hatian pada data kesehatan, aturan dipahami sebagai co-occurrence dan bukan hubungan sebab-akibat.

https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3
P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Karakteristik dan transformasi data

Dataset akhir terdiri atas 21 pasien. Atribut yang digunakan menghasilkan 36 item kategorikal yang diamati, dengan 24 item memenuhi minimum support 20% pada tahap 1-itemset. Distribusi awal menunjukkan dominasi beberapa kategori, yaitu konsumsi obat selalu sebanyak 20 pasien atau 95,24%, tidak merokok sebanyak 18 pasien atau 85,71%, konsumsi makanan cepat saji kadang-kadang sebanyak 17 pasien atau 80,95%, dan jenis kelamin perempuan sebanyak 17 pasien atau 80,95%. Pola makan teratur dan riwayat DM keluarga "Ya" masing-masing muncul pada 15 pasien atau 71,43%.

**Tabel 2. Item dengan support tertinggi**

| Peringkat | Item | Frekuensi | Support |
|---|---|---|---|
| 1 | Konsumsi obat: Selalu (KO4) | 20 | 95,24% |
| 2 | Merokok: Tidak (RK2) | 18 | 85,71% |
| 3 | Makanan cepat saji: Kadang-kadang (KS2) | 17 | 80,95% |
| 4 | Jenis kelamin: Perempuan (JK2) | 17 | 80,95% |
| 5 | Pola makan: Teratur (PM3) | 15 | 71,43% |
| 6 | Riwayat DM: Ya (RD1) | 15 | 71,43% |
| 7 | Sayur/buah: Setiap hari (SB4) | 13 | 61,90% |
| 8 | Usia ≥60 tahun (US2) | 11 | 52,38% |
| 9 | Makanan manis: 1–2 kali/minggu (MM2) | 10 | 47,62% |
| 10 | DM Tipe 2 (TD3) | 10 | 47,62% |

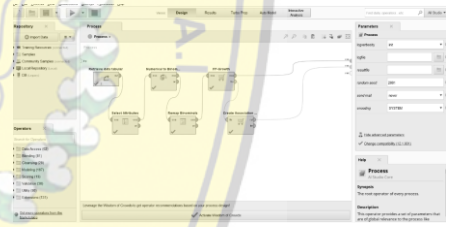
Untuk tipe DM, kategori DM Tipe 2 muncul pada 10 dari 21 pasien atau 47,62%, sedangkan kategori DM tanpa tipe spesifik muncul pada 8 pasien atau 38,10%. DM Tipe 1 hanya muncul pada 3 pasien atau 14,29%, sehingga tidak memenuhi minimum support. Temuan ini penting karena kegagalan pembentukan aturan untuk DM Tipe 1 berkaitan dengan ukuran subkelompok yang kecil, bukan kegagalan algoritma.

### 4.2 Pembentukan frequent itemset

Sebanyak 24 frequent 1-itemset digunakan untuk membentuk 276 kandidat 2-itemset, sesuai kombinasi C(24,2), dan 154 kombinasi memenuhi minimum support 20%. Proses dilanjutkan pada 3-itemset, 4-itemset, 5-itemset, 6-itemset, dan 7-itemset. Kombinasi masih dapat bertahan hingga ukuran 8-itemset karena item seperti konsumsi obat selalu dan tidak merokok memiliki frekuensi tinggi. Pada iterasi 9-itemset tidak ditemukan kombinasi yang memenuhi support, sehingga 8-itemset menjadi itemset maksimal.

**Tabel 3. Ringkasan proses pembentukan itemset**

| Ukuran | Keterangan hasil | Catatan |
|---|---|---|
| 1-itemset | 24 item frequent dari 36 item | Support minimum 20% |
| 2-itemset | 154 frequent dari 276 kandidat | Pasangan item yang lolos pruning |
| 3–7-itemset | Frequent itemset tetap terbentuk | Kombinasi dengan item dominan bertahan |
| 8-itemset | 2 kombinasi dengan support 23,81% | Itemset maksimal |
| 9-itemset | Tidak ada yang memenuhi support | Proses dihentikan |



Gambar 2. Proses pengolahan data dan pembentukan pola menggunakan RapidMiner.

### 4.3 Aturan asosiasi hasil RapidMiner

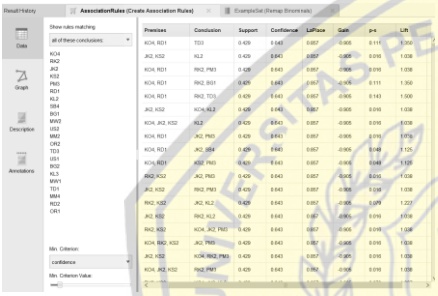
Setelah frequent itemset terbentuk, RapidMiner menghasilkan 38 aturan asosiasi yang dibatasi pada consequent berupa tipe DM. Nilai support aturan berada pada rentang 20%–47,62%, confidence 60%–100%, dan lift tertinggi 2,625. Pembatasan consequent dilakukan agar hasil langsung menjawab fokus penelitian, yaitu pola karakteristik dan gaya hidup yang muncul bersama kategori tipe DM.

**Tabel 4. Aturan dengan nilai lift dan confidence utama**

| No | Aturan asosiasi (A → B) | Support / Confidence / Lift |
|---|---|---|
| 1 | Begadang kadang-kadang + riwayat DM tidak → DM tanpa tipe | 23,81% / 100% / Lift 2,625 |
| 2 | Obat selalu + konsumsi manis sering → DM tanpa tipe | 23,81% / 100% / Lift 2,625 |
| 3 | Manis sering + pola makan teratur → DM tanpa tipe | 23,81% / 100% / Lift 2,625 |

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054
https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v10i3

| No | Aturan asosiasi (A → B) | Support / Confidence / Lift |
|---|---|---|
| 4 | Lemak sering + manis sering → DM tanpa tipe | 23,81% / 83,33% / Lift 2,188 |
| 5 | Lemak sering + pola makan teratur → DM tanpa tipe | 23,81% / 83,33% / Lift 2,188 |
| 6 | Obat selalu + riwayat DM tidak → DM tanpa tipe | 23,81% / 83,33% / Lift 2,188 |
| 7 | Cepat saji kadang-kadang + manis 1–2 kali/minggu → DM Tipe 2 | 28,57% / 75% / Lift 1,575 |
| 8 | Riwayat DM ya + usia ≥60 tahun → DM Tipe 2 | 28,57% / 75% / Lift 1,575 |
| 9 | Riwayat DM ya → DM Tipe 2 | 47,62% / 66,67% / Lift 1,400 |
| 10 | Riwayat DM ya + merokok tidak → DM Tipe 2 | 42,86% / 69,23% / Lift 1,454 |



Gambar 3. Tampilan rule table hasil implementasi Apriori pada RapidMiner.

### 4.4 Interpretasi pola menuju DM Tipe 2

Aturan dengan dukungan terbesar yang menuju DM Tipe 2 adalah “Riwayat DM: Ya → DM Tipe 2”, dengan support 47,62%, confidence 66,67%, dan lift 1,400. Artinya, pada dataset penelitian, pasien yang memiliki riwayat DM keluarga “Ya” cukup sering muncul bersama kategori DM Tipe 2. Aturan ini tidak menyatakan bahwa riwayat keluarga menyebabkan DM Tipe 2 pada pasien tertentu; aturan hanya menggambarkan kecenderungan kemunculan bersama dalam data yang dianalisis.

Pola tersebut menjadi lebih kuat secara confidence ketika riwayat DM digabungkan dengan usia ≥60 tahun, yaitu confidence 75% dan lift 1,575. Kombinasi konsumsi makanan cepat saji kadang-kadang dengan konsumsi manis 1–2 kali per minggu juga menghasilkan confidence 75% menuju DM Tipe 2. Aturan lain menunjukkan hubungan antara riwayat DM dan tidak merokok dengan support 42,86%, confidence 69,23%, dan lift 1,454. Karena kategori tidak merokok sangat dominan, interpretasinya harus tetap mempertimbangkan distribusi dasar setiap item.

### 4.5 Interpretasi pola menuju DM tanpa tipe spesifik

Tiga aturan memiliki lift tertinggi 2,625 dan confidence 100% menuju kategori DM tanpa tipe spesifik: begadang kadang-kadang bersama riwayat DM tidak; obat selalu bersama konsumsi manis sering; serta konsumsi manis sering bersama pola makan teratur. Support masing-masing aturan adalah 23,81%. Pola ini menunjukkan bahwa sebagian catatan rekam medis belum menyebutkan tipe DM secara spesifik meskipun terdapat kombinasi karakteristik tertentu. Dari perspektif pelayanan, temuan ini dapat menjadi masukan untuk memperjelas kelengkapan pencatatan tipe DM dan melakukan verifikasi klinis sesuai prosedur yang berlaku.

Aturan dengan lift tinggi tidak otomatis lebih berguna daripada aturan dengan support tinggi. Aturan dengan antecedent yang sangat spesifik dapat memiliki confidence 100% karena hanya muncul pada lima transaksi, sehingga jangkauan informasinya terbatas. Sebaliknya, aturan riwayat DM menuju DM Tipe 2 memiliki support lebih besar dan antecedent lebih sederhana, sehingga lebih mudah diterjemahkan menjadi prioritas edukasi atau segmentasi informasi pasien. Pemilihan aturan untuk dukungan operasional perlu mempertimbangkan support, confidence, lift, kelengkapan dokumentasi, dan validasi tenaga kesehatan.

### 4.6 Keterbatasan dan implikasi

Ukuran sampel 21 pasien membatasi generalisasi hasil. Kategori DM Tipe 1 hanya berjumlah tiga pasien sehingga tidak memenuhi minimum support 20%. Selain itu, atribut gaya hidup dikumpulkan melalui kuesioner sehingga berpotensi dipengaruhi ingatan dan subjektivitas responden. Pengelompokan kategori juga dapat menyederhanakan variasi perilaku. Oleh karena itu, aturan yang dihasilkan tepat diperlakukan sebagai hipotesis pola awal untuk eksplorasi lebih lanjut, bukan sebagai parameter risiko populasi.

Bagi Klinik Pratama Tiara Medistra, hasil dapat dimanfaatkan untuk menyusun ringkasan karakteristik pasien, mengarahkan materi edukasi secara lebih tersegmentasi, dan meninjau kelengkapan pencatatan tipe DM. Implementasi lanjutan sebaiknya mengintegrasikan data yang lebih besar dan periode yang lebih panjang, menambahkan

indeks massa tubuh, kadar glukosa, tekanan darah, jenis pengobatan, serta melakukan validasi lintas periode. Jika sistem digunakan dalam lingkungan pelayanan, akses data harus dikendalikan dan identitas pasien tidak boleh ditampilkan pada laporan analitik umum.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan Algoritma Apriori dengan bantuan RapidMiner pada 21 data pasien Diabetes Melitus di Klinik Pratama Tiara Medistra. Data rekam medis dan kuesioner gaya hidup diproses melalui selection, cleaning, integration, dan transformation sehingga setiap pasien dapat direpresentasikan sebagai transaksi item kategorikal. Dengan minimum support 20%, frequent itemset terbentuk hingga 8-itemset; iterasi 9-itemset tidak menghasilkan kombinasi yang memenuhi ambang.

Dengan minimum confidence 60%, diperoleh 38 aturan asosiasi yang difokuskan pada consequent tipe DM. Aturan "Riwayat DM: Ya → DM Tipe 2" memiliki support 47,62%, confidence 66,67%, dan lift 1,400. Beberapa aturan menuju DM Tipe 2 mencapai confidence 75%, sedangkan lift tertinggi 2,625 muncul pada aturan menuju DM tanpa tipe spesifik. DM Tipe 1 belum membentuk aturan karena hanya muncul pada 14,29% data.

Hasil association rule dapat menjadi informasi pendukung untuk memahami kecenderungan karakteristik pasien, memperbaiki kelengkapan pencatatan, dan menyusun edukasi yang lebih terarah. Namun, hasil ini bersifat eksploratif, menunjukkan co-occurrence, dan tidak dapat digunakan sebagai diagnosis, keputusan klinis langsung, atau bukti sebab-akibat. Penelitian berikutnya perlu menggunakan data lebih besar, periode lebih panjang, variabel klinis tambahan, serta validasi pada data eksternal.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Institut Sains dan Teknologi T.D. Pardede, dosen pembimbing, pihak Klinik Pratama Tiara Medistra, serta seluruh pihak yang mendukung proses pengumpulan dan analisis data penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

Adrianus, H., & Lasut, D. L. (2022). Penerapan data mining untuk memprediksi penyakit diabetes menggunakan algoritma Naive Bayes. Jurnal Sistem Informasi.

Batko, K., & Ślęzak, A. (2022). The use of Big Data Analytics in healthcare. Journal of Big Data, 9. https://doi.org/10.1186/s40537-021-00553-4

Chamine, I., et al. (2022). Characterizing acute and chronic complications among patients with diabetes mellitus in community health centers. Annals of Family Medicine.

Dash, S., Shakyawar, S. K., Sharma, M., & Kaushik, S. (2019). Big data in healthcare: management, analysis and future prospects. Journal of Big Data, 6. https://doi.org/10.1186/s40537-019-0217-0

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). Data Mining: Concepts and Techniques. Morgan Kaufmann.

Hara, N., Novina, E. B., Syafria, F., & Fadhilah, P. (2022). Penerapan algoritma Apriori dalam menentukan pola perilaku dan gaya hidup terhadap penderita hipertensi. Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi, 5(1).

Kotte, R., Rachman, A., Faisal, F., & Wahyuni, W. (2026). Analisis hubungan obesitas dan Diabetes Melitus berdasarkan usia dan jenis kelamin menggunakan algoritma Apriori.

Murtiningsih, M. K., Pandelaki, K., & Sedli, B. P. (2021). Gaya hidup sebagai faktor risiko Diabetes Melitus tipe 2. E-CliniC, 9(2), 328–333.

Nurzanah, S. C., Alam, S., & Hermanto, T. I. (2022). Analisis association rule untuk identifikasi pola gejala penyakit hipertensi menggunakan algoritma Apriori. JIKO, 5(2), 132–141. https://doi.org/10.33387/jiko.v5i2.4792

Perkumpulan Endokrinologi Indonesia. (2021). Pedoman Pengelolaan dan Pencegahan Diabetes Melitus Tipe 2 Dewasa di Indonesia 2021.

Ritha, N., Suswaini, E., & Pebriadi, W. (2021). Penerapan association rule menggunakan algoritma Apriori pada poliklinik penyakit dalam. Jurnal Sains dan Informatika, 7(2), 222–230. https://doi.org/10.34128/jsi.v7i2.329

Rosita, R., Kusumaningtiar, D. A., Irfandi, A., & Ayu, I. M. (2022). Hubungan antara jenis kelamin, umur, dan aktivitas fisik dengan Diabetes Melitus tipe 2 pada lansia. Jurnal Kesehatan Masyarakat, 10(3), 364–371.

Suminar, G. R., Sari, C. W. M., & Shalahuddin, I. (2020). Pencegahan primer dan perilaku sehat pada anggota keluarga dengan Diabetes Melitus. Holistik Jurnal Kesehatan, 13(4), 318–326.

World Health Organization. (2023). WHO technical advisory material on diabetes.

Yuliana, A., & Devianti, F. (2025). Analisis pola Diabetes Melitus menggunakan algoritma Apriori.

Zulkarnaini, A., et al. (2023). Aktivitas fisik, pola makan, dan konsumsi makanan glikemik tinggi meningkatkan risiko Diabetes Mellitus tipe 2. Jurnal Kesehatan Metro Sai Wawai, 15(2), 155–163.