

IMPLEMENTAS DATA MINING DALAM PENGELOLAAN STOK OBAT MENGGUNAKAN METODE K-MEANS CLUSTERING DAN ASSOCIATION RULES APRIORI

Andika Muhammad Alinafiah¹, Barry Ceasar Octariadi², Sucipto³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Pontianak

¹191220069@unmuhpnk.ac.id, ²barry.ceasaro@unmuhpnk.ac.id, ³sucipto@unmuhpnk.ac.id

Abstrak

Pengelolaan stok obat menjadi salah satu aspek penting dalam penjualan yang memerlukan strategi efektif untuk memastikan ketersediaan obat yang memadai. Permasalahan penelitian ini adalah pengelolaan yang kurang efektif sehingga akan beresiko mengalami kelebihan dan kekurangan stok. Perlu adanya sistem yang dapat menghasilkan pola obat dengan menampilkan data obat yang sering, biasa, dan jarang dibeli serta hubungan antar obat yang dibeli secara bersamaan menggunakan *K-Means Clustering* dan *Association Rules Apriori*. Penelitian ini menggunakan metode *K-Means Clustering* yang menghasilkan 3 cluster. Cluster 1 terdiri dari 231 data untuk kelompok yang jarang dibeli, cluster 0 terdiri dari 56 data untuk kelompok yang sering dibeli, dan cluster 2 terdiri dari 41 data untuk kelompok yang biasa dibeli. Selain itu, analisis *Association Rules* menggunakan metode *Apriori* mengidentifikasi bahwa obat yang sering dibeli secara bersamaan adalah *METOCLOPRAMID 10 MG* dan *METRONIDAZOLE 500 MG*. Hasil analisis menunjukkan bahwa jika seseorang membeli *METOCLOPRAMID 10 MG*, maka kemungkinan besar dia juga akan membeli *METRONIDAZOLE 500 MG* dengan *support* 17% dan *confidence* 62%.

Kata kunci : *Machine Learning, Clustering, K-Means, Association Rules, Apriori, Stok, Obat*

1. Pendahuluan

Salah satu lokasi pelaksanaan tugas kefarmasian dalam mendistribusikan perbekalan farmasi kepada masyarakat adalah apotek. (Dewanti et al., 2022) apotek Mulia merupakan apotek swasta yang di mana apotek menyediakan berbagai macam obat - obatan yang terjual setiap harinya sehingga perlu menjaga persediaan stok obat. Permasalahan yang dihadapi adalah kelebihan dan kekurangan stok yang menyebabkan kerugian.

Pada hasil wawancara, pengelolaan stok di apotek Mulia hanya dilakukan dengan memperbarui persediaan obat yang hampir habis saja sehingga pengelolaan stok tidak efisien dan akan memberikan dampak buruk. apotek akan mengalami kekurangan stok jika suatu saat membutuhkan banyak obat. Maka apotek perlu mengetahui pola obat yang dibeli agar bisa diprioritaskan.

Solusi dari permasalahan ini adalah dengan memanfaatkan data obat dan perlu diterapkan suatu metode *data mining* untuk mengatasi permasalahan tersebut. Dengan menggunakan 2 (dua) metode *data mining*, yaitu *K-Means Clustering* dan *Association Rules Apriori*. Dengan adanya *K-Means Clustering* ini dapat mengelompokkan obat mana saja yang paling sering dibeli sehingga jarang dibeli serta hubungan antar obat yang dibeli secara bersamaan

pada *Association Rules Apriori*. Maka dari itu kedua metode ini sangat cocok untuk mengatasi permasalahan apotek tersebut dan fungsi dari metode masing – masing.

Manfaat dari penelitian ini untuk apotek adalah mengetahui pola tren obat apa saja yang diminati sehingga dapat mempermudah apotek dalam pengelolaan stok obat dengan mudah memprioritaskan kelompok obat yang sering dibeli mengatur tata letak obat yang biasa dibeli secara bersamaan agar mempermudah dalam pengambilan obat.

Pada penelitian sebelumnya juga pernah dilakukan menggunakan kedua metode tersebut yang berjudul “Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma *Apriori* dan *K-Means* untuk Meningkatkan Penjualan Toko Perhiasan Emas Setia Kawan”. Dimana hasil penelitian tersebut mampu menampilkan data perhiasan apa yang paling laris dengan menggunakan *K-Means* serta perhiasan apa saja yang dibeli secara bersamaan dengan menggunakan *Apriori* (Nuryanto, 2018).

Penelitian yang menggunakan metode *Association Apriori* dengan judul “Analisa Transaksi Penjualan Obat menggunakan Algoritma *Apriori*”. Data yang diperoleh melalui observasi dan wawancara dengan staf apotek serta data penjualan yang terjadi pada tahun 2018. Disimpulkan dari hasil

ini, bahwa algoritma *Apriori* dalam memproses data berhasil mengidentifikasi jenis obat yang paling umum terjual (Siti Nurajizah, 2019).

Dalam penelitian dengan judul “Penerapan Algoritma *K-Means* Untuk *Clustering* Data Obat – Obatan Pada RSUD Pekanbaru”. Dapat disimpulkan hasil dari klasterisasi data obat dibagi menjadi tiga kategori berdasarkan tingkat penggunaannya: rendah, sedang, dan tinggi. Informasi ini dapat berperan sebagai panduan ketika mengambil keputusan serta dalam perencanaan dan pengelolaan stok kesehatan dengan pengelompokan data (G. Gustientiedina, M. H. Adiya, dan Y. Desnelita, 2019).

2. Landasan Teori

2.1 Data Mining

Data Mining yang diketahui sebagai *knowledge discovery* ataupun *pattern recognition* merupakan istilah yang merujuk pada usaha untuk mengungkap informasi yang tersembunyi dalam dataset dengan jumlah besar. Dengan ini, *data mining* bertujuan untuk mengidentifikasi, mengeksplorasi, atau menggali pengetahuan dari data atau informasi yang dimiliki (Patty, 2010).

Knowledge Discovery In Database (KDD) adalah pendekatan yang digunakan untuk menggali pengetahuan dari *database* yang sudah ada. Tabel – tabel yang memiliki keterkaitan atau relasi satu sama lain dalam *database*. Pengetahuan yang dihasilkan dari proses tersebut dapat berfungsi sebagai landasan pengetahuan yang berguna dalam konteks pengambilan keputusan (Mardi, 2017).

Menggambarkan proses mengidentifikasi informasi yang belum diketahui dalam basis data yang luas merupakan istilah *Knowledge Discovery in Database (KDD)* dan *data mining* yang seringkali digunakan secara bergantian. Kedua istilah tersebut berkaitan satu sama lain namun memiliki konsep yang berbeda, dan Langkah penting dalam proses *KDD* terdiri dari:

1. *Data Selection*

Seleksi data dari kumpulan data operasional merupakan langkah yang diperlukan sebelum memasuki fase penggalian informasi dalam proses *Knowledge Discovery in Database (KDD)*. Setelah proses pemilihan data untuk keperluan *data mining*, penyimpanan data juga harus dipisah dari basis data operasional.

2. *Pre-processing / Cleaning*

Langkah pembersihan data harus dilakukan sebelum melakukan pemrosesan *data mining*. Dengan membersihkan data yang sama, memeriksa konsistensi data dan mengoreksi kesalahan pada data seperti kesalahan penulisan. Proses *enrichment* juga diterapkan, yang mana merupakan tahap untuk memperkaya data yang telah ada atau informasi tambahan yang relevan dan penting dalam konteks *Knowledge*

Discovery in Database (KDD), termasuk informasi atau data eksternal.

3. *Transformation*

Pemrosesan *data mining* dilakukan pada data yang telah dipilih, dengan demikian data tersebut cocok untuk tahap *coding*. Proses pengkodean dalam *Knowledge Discovery in Database (KDD)* ketergantungan pada pola informasi yang akan diidentifikasi pada basis data memerlukan kreativitas.

4. *Data Mining*

Langkah – langkah dalam *data mining* melibatkan penggunaan teknik atau pendekatan khusus untuk mengungkapkan pola atau wawasan yang signifikan dalam data yang telah dipilih. Ketergantungan pada tujuan dan proses *Knowledge Discovery in Database (KDD)* sangat memengaruhi pemilihan metode atau algoritma yang sesuai. Pada *data mining* juga digunakan berbagai teknik, metode, dan algoritma

5. *Interpretation / Evaluation*

Interpretation adalah tahap pemrosesan *Knowledge Discovery in Database (KDD)* dengan ditemukannya informasi melalui proses *data mining* perlu disampaikan dengan cara yang dapat dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Pada langkah ini, dilakukan evaluasi untuk memeriksa kesesuaian pola yang ditemukan dengan informasi sebelumnya (Bramer, 2007).

2.2 Clustering

Metode ini bertujuan mengelompokkan data dengan karakteristik yang sama ke dalam satu *cluster* yang sama sedangkan data yang dikelompokkan ke dalam *cluster* diketahui tingkat penjualan oba tapa saja yang tinggi dan rendah dengan melakukan pengelompokkan data. (Ramadhanty et al., 2022)

Merupakan proses *data mining* sebagai Langkah awal, seringkali dilakukan pengklusteran. *K-Means*, *Improved K-Means*, *Fuzzy C-Means*, *DBSCAN*, *K-Medoids (PAM)*, *CLARANS* dan *Fuzzy Subtractive* merupakan algoritma yang sering digunakan peneliti untuk pengklusteran. Walaupun masing – masing algoritma memiliki keunggulan dan kelemahan tersendiri, prinsip dasar algoritma – algoritma tersebut tetap sama, yaitu mengelompokkan data berdasarkan karakteristik dan menghitung jarak kesamaan antara data dalam kelompok yang sama (Ramadhanty et al., 2022).

2.3 Association Rules

Dengan menggunakan metode ini, dapat ditemukan pola pembelian obat yang sering dibeli secara bersamaan serta mengatur posisi penempatan obat dengan berdekatan. Dengan menggunakan algoritma ini dapat membantu menemukan jenis obat yang paling sering dibeli yang digunakan sebagai

referensi untuk pemesanan obat berikutnya (Sibarani, 2020).

Association Rules adalah salah satu tugas *data mining* deskriptif yang berfokus pada penemuan aturan asosiasi antara *item – item* dalam data. Tahap utama dalam *Association Rules* adalah untuk menentukan seberapa sering kombinasi item muncul dalam *database*, yang disebut sebagai pola – pola yang sering muncul.

Support dan *confidence* dituliskan sebagai Persamaan 1 dan Persamaan 2.

$$support(A \Rightarrow B) = P(A \cup B) \quad (1)$$

$$confidence(A \Rightarrow B) = P(B|A) \quad (2)$$

Apabila nilai *support itemset* dari *itemset* I memenuhi minimum *support threshold* yang telah ditetapkan, maka I akan dianggap sebagai *frequent k-itemset*. *Lk* secara umum lambing dari *frequent k-itemset*. Berdasarkan persamaan diperoleh. (Ha et al., 2011)

$$confidence(A \Rightarrow B) = P(B|A) = \frac{support(A \cup B)}{support(A)} \quad (3)$$

2.4 K-Means

K-Means adalah salah satu metode pengelompokan data non-hierarki yang berusaha mempartisi data yang ada menjadi satu atau lebih *cluster*. Hal ini dilakukan dengan menggabungkan data dengan karakteristik serupa ke dalam satu *cluster* yang sama, sementara data yang memiliki karakteristik berbeda dikelompokkan ke dalam *cluster* yang berbeda (Benri et al., 2015).

Algoritma *K-Means* adalah salah satu algoritma *clustering* yang sering digunakan untuk mengelompokkan data berdasarkan karakteristik yang serupa. *Cluster* merupakan kelompok data yang dihasilkan. Kelebihan dari algoritma ini termasuk kemudahan dalam implementasinya dan kompleksitas waktu serta ruang yang cukup rendah. Maka, algoritma ini efisien dalam perhitungannya dan memberikan hasil yang memadai dan memuaskan. Ketika *cluster – cluster*nya padat dan mampu dengan baik memisahkan fitur – fiturnya (Sembiring et al., 2022). Berikut adalah tahapan perhitungan *K-Means*, yang juga digambarkan pada Gambar 1:

1. Pilih jumlah *cluster* (*k*) yang diinginkan
2. Pilih *k* titik awal (*centroid*) secara acak.
3. Hitung jarak antara setiap data *point* dengan semua *centroid* yang telah dipilih. Data *point* akan dikelompokkan ke dalam *cluster* yang memiliki *centroid* terdekat.

Rumus jarak (*eucledien distance*):

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (4)$$

Dimana:

D(x, y): jarak antara data *point* *x* dan *y centroid*
x_i: koordinat data *point* *x* pada dimensi ke-*i*
y_i : koordinat *centroid* *y* pada dimensi ke-*i*

n : jumlah dimensi

i : indeks

4. Setelah semua data *point* dikelompokkan, hitung ulang *centroid* untuk setiap *cluster* dengan mengambil rata – rata dari semua data *point* dalam *cluster*.

Rumus rata – rata (*centroid* baru) :

$$C_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_i \quad (5)$$

Dimana:

C_k : *centroid* baru untuk *cluster* ke-*k*

n_k : jumlah data *point* dalam *cluster* ke-*k*

x_i : data *point* ke-*i* pada dimensi ke-*k*

5. Langkah 3 dan 4 diulang sampai tidak ada perubahan signifikan dalam posisi *centroid* atau sehingga mencapai Batasan iterasi yang ditentukan.
6. Setelah konvergensi (*centroid* tidak berubah secara signifikan), akan menghasilkan kelompok data yang telah dibentuk (Irwansyah, E., & Faisal, 2015).



Gambar 1 Flowchart K-Means

2.5 Apriori

Metode *data mining* yang memiliki aturan asosiasi antara kombinasi *item* dikenal sebagai *Algoritma Apriori* atau sering disebut sebagai analisis asosiasi (*association rule mining*). (17) D adalah himpunan *database* transaksi di mana setiap transaksi T adalah himpunan *item* yang terkandung dalam transaksi tersebut dan $I = \{i_1, i_2, i_3, \dots, i_n\}$. TID juga disebut transaksi diasosiasikan dengan *identifer*. kandidat *rule* yang kuat juga merupakan aturan yang memenuhi *minimum support* (*min_sup*) dan *minimum confidence* (*min_conf*). Nilai *support* dan nilai *confidence* adalah nilai antara 0% sampai 100% sebanding dengan 0 sampai 1,0 yang berdasarkan konvensi (Linof, 2004).

Algoritma yang digunakan dalam pencarian *frequent itemset* dan *Association Rules* adalah Algoritma *Apriori*. Metode pencarian berbasis level digunakan oleh Algoritma *Apriori*, dimana *k-itemset* digunakan untuk menghasilkan (*k+1*)-*itemset*. Tahap ini berlanjut hingga kombinasi yang dapat dihasilkan tidak ada lagi (Ha et al., 2011).

Untuk menghitung nilai *support* untuk sebuah item terdapat pada persamaan (6).

$$Support(A) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ yang\ mengandung\ A}{Total\ Transaksi} \quad (6)$$

Untuk menghitung nilai *support* dari 2 item terdapat pada persamaan (7).

$$Support(A, B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ yang\ mengandung\ A\ dan\ B}{Total\ Transaksi} \quad (7)$$

Untuk menghitung nilai *confidence* dari rule $A \rightarrow B$ terdapat pada persamaan (8) (Aprianti et al., 2017).

$$Confidence(A \rightarrow B) = \frac{Jumlah\ Transaksi\ yang\ mengandung\ A\ dan\ B}{Jumlah\ Transaksi\ yang\ mengandung\ A} \quad (8)$$

2.6 Sillhouette Score

Sillhouette Score adalah metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur seberapa baik suatu objek cocok dengan *cluster* yang telah ditetapkan. Metrik ini memberikan ukuran seberapa dekat setiap titik data dalam *cluster* tertentu dibandingkan dengan *cluster* lainnya. *Sillhouette Score* berkisar dari -1 hingga 1, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan kualitas *cluster* yang lebih baik.

Secara matematis, *Sillhouette Score* untuk setiap titik data i hitung dengan menggunakan formula (9).

$$Sillhoutte(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (9)$$

Dimana:

- $a(i)$ adalah rata – rata jarak antara titik i dan semua titik lain dalam *cluster* yang sama.
 - $b(i)$ adalah rata – rata antara titik i dan semua titik dalam *cluster* terdekat yang tidak mengandung titik i sendiri.
1. Nilai mendekati 1 menunjukkan bahwa objek berada di atau sangat dekat mirip dengan objek dalam *cluster* lain, dan oleh karena itu pengelompokkan dianggap baik.
 2. Nilai dekat dengan 0 menunjukkan bahwa objek berada di atau sangat dekat dengan batas antara dua *cluster* yang bersebelahan.
 3. Nilai negative menunjukkan bahwa objek cenderung ditempatkan di kluster yang salah.

Jadi, jika semakin tinggi nilai *Sillhouette Score*, semakin baik pengelompokkan atau *clustering* yang dilakukan oleh model. Metrik ini berguna untuk memilih jumlah *cluster* yang optimal dalam beberapa algoritma *clustering* seperti *K-Means*.

2.7 PHP

PHP adalah bahasa pemrograman yang umumnya digunakan untuk memproses informasi di internet melalui halaman web. Dalam konteks lain, *PHP* adalah singkatan dari *Hypertext Preprocessor*, sebuah bahasa pemrograman web serverside yang bersifat *open source* atau gratis. *PHP* juga merupakan skrip yang terintegrasi dengan *HTML* dan berjalan pada server (PHP & MySQL, 2019).

2.8 XAMPP

XAMPP adalah aplikasi web server instan dan komprehensif karena semua yang diperlukan untuk membuat web dengan *Content Management System (Joomla)* dapat dicoba di dalamnya serta merupakan paket pemasang *Apache MySQL*, dan *PHP* yang mudah digunakan pada komputer yang belum memiliki server untuk melihat situs yang dibuat menggunakan bahasa server dan *database* server tersebut (PHP & MySQL, 2019).

2.9 MySQL

MySQL merupakan salah satu jenis *database* yang sering digunakan dalam pembuatan aplikasi web yang dinamis. *MySQL* termasuk dalam kategori *RDBMS (Relational Database Management System)*. *Database MySQL* mendukung bahasa pemrograman *PHP* dan memiliki *query* atau bahasa *SQL (Structured Query Language)* yang serdahana dengan menggunakan *escape character* yang mirip dengan *PHP* (PHP & MySQL, 2019).

2.10 Bootstrap

Bootstrap merupakan suatu kerangka kerja (*framework*) *open-source* yang digunakan dalam pengembangan aplikasi web. *Framework* ini menyediakan serangkaian alat dan gaya desain yang dapat digunakan secara konsisten untuk membangun antarmuka pengguna yang responsif dan menarik secara visual. *Framework bootstrap* juga sangat populer di kalangan pengembang web karena kemampuannya untuk mempercepat proses pengembangan dan menyediakan solusi yang diandalkan untuk tata letak dan desain web responsif.

2.11 Visual Studio Code

Visual editor teks yang ringan andal yang dikembangkan oleh Microsoft merupakan *Visual Studio Code*. Aplikasi ini tersedia untuk sistem operasi berbagai platform. Serta bahasa pemrograman yang secara langsung sudah didukung oleh teks *editor* dan juga dapat melalui plugin yang dapat diunduh via *marketplace*. *Visual Studio Code* menyediakan berbagai fitur, termasuk *Intellisense Git Integration Debugging*, serta ekstensi yang meningkatkan kemampuan teks *editor*. Dengan perkembangan versi *Visual Studio Code*, akan bertambahnya fitur – fitur baru. Yang membuat *VS Code* berbeda dari teks *editor* lainnya adalah *update* versi *Visual Studio Code* yang dilakukan setiap bulan secara berkala.

Dapat dilihat serta berpartisipasi dalam pengembangan kode sumbernya. Dalam pengembangannya karena *Visual Studio Code* merupakan teks *editor* yang bersifat *open source*. Yang juga membuatnya menjadi favorit bagi para pengembang aplikasi yaitu kode sumber *Visual Studio Code* dapat ditemukan di link Github, sehingga mereka dapat berpartisipasi dalam

pengembangan di masa mendatang.(Gligorijevic et al., 2019)

2.12 UML Diagrams

Unified Modeling Language (UML) yang digunakan untuk menggambarkan, merencanakan, dan memodelkan sistem perangkat lunak. UML juga berfungsi untuk representasi grafis dari berbagai aspek sistem perangkat lunak, seperti hubungan antarkelas dan alur kerja agar memberikan pemahaman yang lebih baik melalui visualisasi.

a. Use Case Diagrams

Use Case Diagrams digunakan untuk mengetahui siapa saja yang berhak menggunakan fungsi – fungsi tersebut serta fungsi apa saja yang ada dalam sistem informasi. Tabel 1 menggambarkan komponen dari diagram use case.

Tabel 1 Use Case Diagram

Notasi	Keterangan
	Aktor, menspesifikasi himpunan peran yang berguna pengguna mainkan ketika berinteraksi dengan use case.
	Use case, menunjukkan fungsional dari kegunaan sistem yang dirancang.
	Association, penghubung antara aktor dan use case.
	Include, menspesifikasikan bahwa use case yang satu merupakan bagian dari use case lainnya.
	Extend, menspesifikasikan bahwa use case yang ditambahkan dapat berdiri sendiri tanpa use case tambahan.

b. Activity Diagrams

Digunakan untuk memberikan gambaran visual tentang bagaimana proses – proses berjalan dan berinteraksi satu sama lain. Elemen diagram activity ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2 Activity Diagrams

Notasi	Keterangan
	Initial Note, status awal untuk setiap activity diagrams.
	Activity, aktivitas yang sedang terjadi dalam sistem, biasanya diawali dengan kata kerja.
	Decision, asosiasi percabangan, di mana lebih dari satu aktivitas digabungkan menjadi satu.
	Transition, menunjukkan aktivitas selanjutnya dan sebelumnya.
	Final Node, status akhir yang dilakukan sistem untuk menandakan proses tersebut berakhir.
	Swimlane, memecah diagram aktivitas menjadi kolom dan baris untuk membagi tugas objek yang melakukan aktivitas.

2.13 Black Box Testing

Pengujian sistem dimaksudkan untuk mengevaluasi apakah sistem yang telah dikembangkan memenuhi tujuan awal pembuatannya dan apakah sistem tersebut dapat diandalkan untuk digunakan. Dalam pengujian sistem ini, metode Black Box digunakan dengan tujuan untuk memastikan bahwa komponen – komponen dalam aplikasi sistem

telah efektif dalam menampilkan pesan kesalahan yang tepat jika terjadi kesalahan dalam proses input data.

2.14 Usability Testing

Usability Testing adalah teknik yang digunakan untuk mendapatkan informasi tentang perilaku nyata pengguna dengan mengamati Langkah – Langkah yang mereka ambil saat menggunakan suatu aplikasi. Sistem evaluasi Usability memiliki 10 kuesioner yang dapat dipergunakan untuk menilai suatu produk. Dalam sistem evaluasi kemampuan kalimat, pernyataan dengan nomor ganjil bersifat positif sementara pernyataan dengan nomor genap bersifat negatif. Saat memberikan tanggapan terhadap survei yang disebarakan melalui Google Formulir, respondens dapat menjawabnya menggunakan skala likert yang ditunjukkan pada Tabel 4, yang mencakup pilihan sangat setuju, setuju, ragu – ragu, tidak setuju, dan sangat tidak setuju, seperti ditunjukkan pada Tabel 3.

$$\text{Rumus Skor System usability scale} = ((Q1-1) - (5-Q2) + (Q3-1) - (5-Q4) + (Q5-1) - (5-Q6) + (Q7-1) - (5-Q8) + (Q9-1) - (5-Q10)) * 2,5.$$

Tabel 3 Daftar Jawaban

No	Jawaban	Skor
1.	Sangat Tidak Setuju (STS)	1
2.	Tidak Setuju (TS)	2
3.	Ragu – ragu (RG)	3
4.	Setuju (S)	4
5.	Sangat Setuju (SS)	5

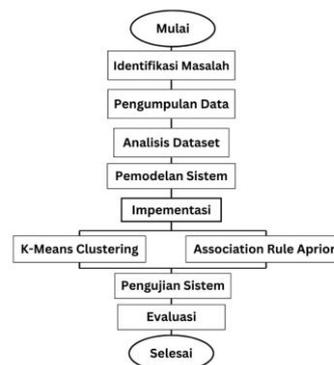
Tabel 4 Kuantitatif untuk hasil perhitungan terhadap kuesioner pada Usability Testing

Skor	Kualifikasi	Hasil
85-100	Sangat Baik (SB)	Berhasil
65-84	Baik (B)	Berhasil
55-64	Cukup (C)	Tidak Berhasil
0-55	Kurang (K)	Tidak Berhasil

3. Metode Penelitian

3.1 Alur Penelitian

Dalam penelitian ini akan dijelaskan beberapa tahapan penelitian yang diambil dalam penerapan metode K-Means Clustering dan Association Rules Apriori. Tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.



Gambar 2 Tahapan Penelitian

3.2 Pengumpulan Data

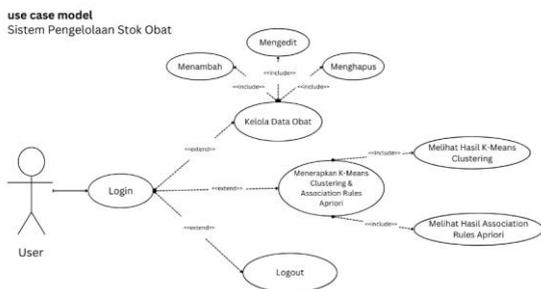
Data penelitian dikumpulkan melalui wawancara dengan salah satu karyawan apotek dan data yang digunakan adalah data apotek dari bulan Januari – Desember 2023. Tabel 5 berikut ini adalah data sampel obat yang sudah didapatkan oleh penulis.

Tabel 5. Contoh Sampel Data Obat

Month	Text Material	Old Number	Sum of Qty	Sum of Unit Price Penjualan	Sum of Total Penjualan
Jan.	ACYCLOVIR 200 MG (Dus 100 tab)	ACYC6	43	55567	2150443
Jan.	ACYCOVIR 400 MG	ACYC5	68	1497488	6073718
Jan.	AMBROXOL 30 MG	AMBR1	34	1309000	5881150
...

3.3 Pemodelan Sistem

Pemodelan yang digunakan dalam perancangan sistem adalah diagram *use case* seperti digambarkan pada Gambar 4. Setiap *use case* akan diberikan skenario lebih detail dalam format skenario *use case*. Tabel 6 dan 7 memberikan contoh skenario *use case* kelola data obat dan *use case* menerapkan K-Means Clustering dan Association Rules Apriori.



Gambar 4 Use Case Diagram

Tabel 6 Use Case Scenario Kelola Data Obat

No Use Case	UC01
Nama	Kelola Data Obat
Aktor	User
Pre-Condition	User sudah melakukan login
Post Condition	Sistem menampilkan menu untuk Kelola data obat

Skenario Normal

Aksi Aktor	Reaksi Sistem
1. User memilih menu data obat	2. Sistem menampilkan menu data obat
3. User memilih menu edit data obat	4. User menampilkan form edit data obat dan menyimpan ke dalam database
5. User memilih delete data obat	6. Sistem menghapus data obat dalam database

Tabel 7 Use Case Scenario Menerapkan K-Means Clustering dan Association Rules Apriori

No Use Case	UC02
Nama	Menerapkan K-Means Clustering dan Association Rules Apriori
Aktor	User
Pre-Condition	User sudah melakukan login

Sistem menampilkan hasil K-Means Clustering dan Association Rules Apriori

Post Condition

Skenario Normal

Aksi Aktor	Reaksi Sistem
1. User memilih menu K-Means dan Association Rules Apriori	2. Sistem menampilkan hasil K-Means Clustering dan Association Rules Apriori

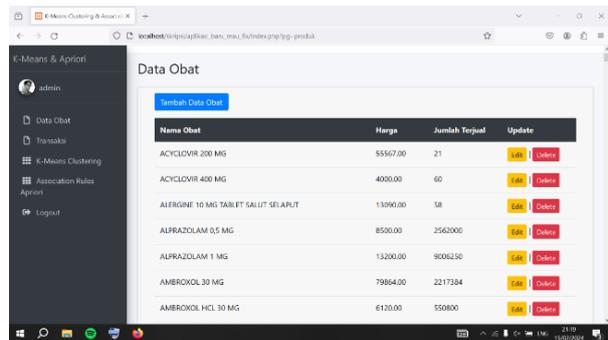
4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Perancangan Sistem

Berikut ini hasil tampilan aplikasi berbasis web yang sudah dibuat:

1. Tampilan Halaman Data Obat

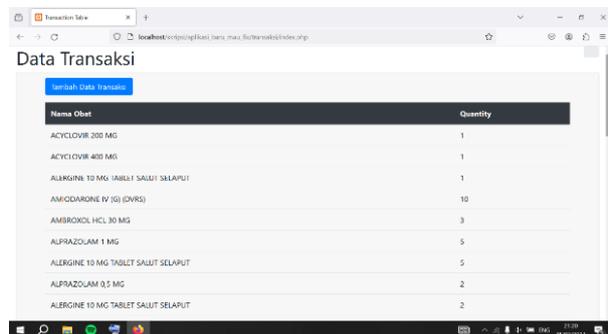
Halaman Data Obat seperti digambarkan pada Gambar 5, menampilkan informasi terkait obat-obatan dalam bentuk tabel yang mencakup elemen – elemen penting seperti Nama Obat, Harga, dan Jumlah Terjual.



Gambar 5 Halaman Data Obat

2. Tampilan Halaman Data Transaksi

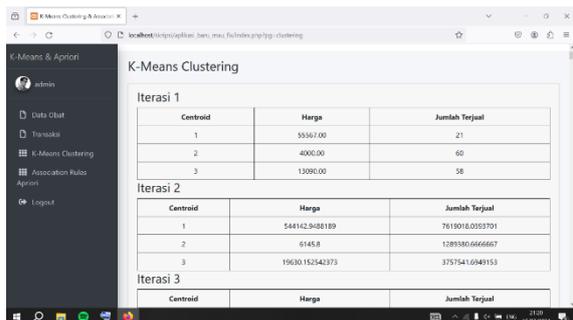
Halaman Data Transaksi yang diilustrasikan pada Gambar 6 ini menampilkan sebuah transaksi penjualan obat dengan berisikan Nama Obat dan Quantity.



Gambar 6 Halaman Data Transaksi

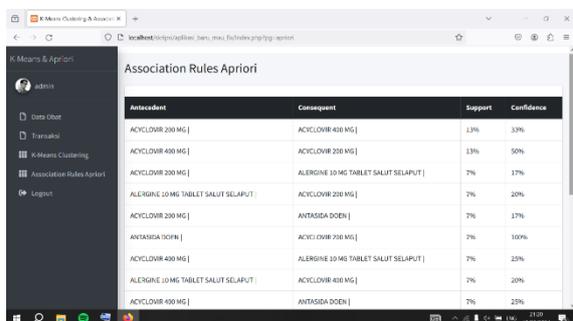
3. Tampilan Halaman K-Means Clustering

Halaman yang ditunjukkan pada Gambar 7 ini menampilkan sebuah literasi terakhir dalam proses metode K-Means Clustering dan menghasilkan sebuah tabel berisikan keterangan obat mana yang sering dibeli, biasa dibeli, dan jarang dibeli.



Gambar 7 Halaman K-Means Clustering

4. Tampilan Halaman Association Rules Apriori Halaman seperti ditunjukkan pada Gambar 8 ini merupakan sebuah hasil analisis dengan menampilkan keterangan obat yang sering dibeli secara bersamaan. Seperti jika konsumen membeli obat A, maka konsumen membeli obat B juga.



Gambar 8 Halaman Association Rules Apriori

4.2 Hasil Pengujian Sistem

1. Black Box Testing

Pengujian black box testing dilakukan untuk memeriksa apakah aplikasi berbasis web ini berfungsi dengan benar sesuai dengan spesifikasi yang ditentukan. Tabel 8 menunjukkan hasil pengujian black box testing.

Tabel 8 Hasil Pengujian Black Box Testing

No	Fungsi yang diuji	Skenario Pengujian	Hasil	Kesimpulan
1.	Login	Membuka Aplikasi	Login berhasil	Valid
2..	Melihat Data Obat	Memilih opsi untuk melihat data obat	Data obat berhasil ditampilkan	Valid
3.	Menambah Data Obat	User Memasukkan data obat yang valid	Data obat baru berhasil disimpan	Valid
4.	Edit Data Obat	User memilih data obat yang ingin diedit	Data yang diedit berhasil disimpan	Valid
5.	Hapus Data Obat	User memilih data yang ingin dihapus	Data yang dipilih berhasil dihapus	Valid
6.	Melihat hasil K-Means Clustering	Memilih opsi untuk melihat hasil K-Means Clustering	Data obat hasil K-Means Clustering berhasil ditampilkan	Valid

7.	Melihat hasil Association Rules Apriori	Memilih opsi untuk melihat hasil Association Rules Apriori	Data obat hasil Association Rules Apriori berhasil ditampilkan	Valid
----	---	--	--	-------

2. Usability Testing

Pada pengujian ini berisi data hasil kuisioner dari 3 responden yang merupakan admin apotek dengan jumlah 10 pertanyaan dan jumlah skor rata – rata akhir mendapatkan nilai 75 yang artinya aplikasi K-Means Clustering dan Association Rules Apriori bisa diterima oleh pengguna secara layak. Daftar pertanyaan yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 9, sedangkan hasil isian kuesioner ditunjukkan pada Tabel 10.

Tabel 9 Daftar Pertanyaan

No	Pertanyaan
1.	Mudah untuk login aplikasi
2.	Saya merasa tampilan antarmuka aplikasi sulit dipahami
3.	Mudah untuk penambahan data
4.	Saya merasa ada hambatan dalam menggunakan sistem ini
5.	Data obat yang ditampilkan mudah dipahami
6.	Fitur yang sediakan tidak sesuai dengan kebutuhan
7.	Sistem dapat menghasilkan cluster berupa kelompok obat paling sering dibeli, biasa dibeli, dan jarang dibeli
8.	Hasil sistem metode K-Means Clustering sulit pahami
9.	Sistem dapat menghasilkan keterangan nama obat yang lebih sering dibeli secara bersamaan
10.	Hasil sistem metode Association Rules Apriori sulit dipahami

Tabel 10 Hasil Pengujian Usability

Respon den ke-	Bobot Pertanyaan ke-										Skor
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1	4	3	4	3	4	2	4	2	4	2	80
2	5	1	5	1	5	1	5	1	5	1	70
3	5	1	4	1	4	1	5	1	5	2	72,5
Skor rata – rata (Hasil Akhir)											75,83

5. Kesimpulan

Dari hasil penelitian ini dapat di ambil kesimpulan bahwa K-Means Clustering dapat digunakan untuk mengelompokkan obat mana yang sering dibeli, biasa dibeli, serta jarang dibeli dengan menggunakan data obat. Selain itu Association Rules Apriori juga dapat digunakan untuk mengetahui hubungan antar obat mana yang paling sering dibeli secara bersamaan. Dapat dihasilkan bahwa dari hasil evaluasi K-Means Clustering yang dilakukan memiliki 3 cluster. Dari 3 cluster tersebut memiliki nilai tersendiri yaitu: cluster 1 ada 231 data kelompok jarang dibeli, cluster 0 memiliki 56 data kelompok sering dibeli, cluster 2 memiliki 41 data kelompok biasa dibeli dan Association Rules Apriori menghasilkan obat yang dibeli secara bersamaan yaitu METRONIDAZOLE 500 MG dan METOCLOPRAMID 10 MG dengan support 17% dan confidence 62% dan kedua obat tersebut termasuk cluster 1 kelompok jarang dibeli.

Selayaknya aplikasi ini dapat menjadi penerapan dan dikembangkan agar dapat bermanfaat

bagi pihak penjual terutama digunakan untuk pihak apotek untuk menentukan kelompok – kelompok mana yang masuk kedalam obat sering dibeli dan jarang dibeli serta hubungan antar obat yang dibeli secara beramaan.

Daftar Pustaka:

- Abdurahman, H., & D.A.N. (2019). Membangun Website SMA PGRI Gunung Raya Ranau Menggunakan PHP dan MySQL. *JTIM: Jurnal Teknik Informatika Mahakarya*, 2(2), 41–52.
- Ahmad Yudi, P., & Puji, R. (2019). Perancangan Sistem Informasi Penjualan Perumahan Menggunakan Metode SDLC Pada PT. Mandiri Land Prosperous Berbasis Mobile. *Teknik Informatika*, 10(2).
- Achmad, S. (2019). Tahun Lalu, Pengguna Aktif BTN Mobile Tumbuh 58 Persen. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(8), 7708–7716. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Aprianti, W., Hafizd, K. A., & Rizani, M. R. (2017). Implementasi Association Rules dengan Algoritma Apriori pada Dataset Kemiskinan. *Limits: Journal of Mathematics and Its Applications*, 14(2), 57.
- Benri, M., Metisen, H., & Latipa, S. (2015). Analisis Clustering Menggunakan Metode K-Means Dalam Pengelompokkan Penjualan Produk Pada Swalayan Fadhila. *Jurnal Media Infotama*, 11(2), 110–118. <https://core.ac.uk/download/pdf/287160954.pdf>
- Bramer, M. (2007). *Principles of Data Mining*. Di Principles of Data Mining (Issue January 2007). <https://doi.org/10.1007/978-1-84628-766-4>
- Dewanti, F. P., Setiyowati, S., & Harjanto, S. (2022). Prediksi Persediaan Obat Untuk Proses Penjualan Menggunakan Metode Decision Tree Pada Apotek. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, 10(1).
- Gligorijevic, N., Robajac, D., & Nedic, O. (2019). Sensitivitas Tinggi Trombosit terhadap Aksi Faktor Pertumbuhan Mirip Insulin 1 pada Pasien Diabetes Tipe 2. *Biochemistry*, 84(10), 1511–1518. <https://doi.org/10.1134/s0320972519100129>
- Ha, J., Kambe, M., & Pe, J. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Di *Data Mining: Concepts and Techniques*. <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>
- Irwansyah, E., & Faisal, M. (2015). *Advanced Clustering: Teori dan Aplikasi*.
- Krooks, D. A. (1991). The ‘Hero on the Beach’ in the Old Saxon Heliand? *American Journal of Germanic Linguistics and Literatures*, 3(2), 161–174. <https://doi.org/10.1017/S104082070000069X>
- Linof, G. S. (2004). *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management*.
- Mardi, Y. (2017). Data Mining: Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5. *Edik Informatika*, 2(2), 213–219. <https://doi.org/10.22202/ei.2016.v2i2.1465>
- Nuryanto, A. (2018). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori dan K-Means untuk Meningkatkan Penjualan. Artikel Skripsi, Universitas Nusantara PGRI Kediri, 1–9.
- Patty, W. (2010). Analisa Sebaran Iluminasi Cahaya Petromaks Dengan Perlakuan Bertudung Dan Tanpa Tudung. *Jurnal Perikanan Dan Kelautan Tropis*, 6(3), 156. <https://doi.org/10.35800/jpkt.6.3.2010.161>
- Php, M., & Mysql, D. A. N. (2019). *JTIM: Jurnal Teknik Informatika Mahakarya*. 2(2), 41–52.
- Ramadhanty, D. A., Syafitri, R., Raswir, E., & Meisak, D. (2022). Implementasi Data Mining Untuk Menentukan Persediaan Stok Obat. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Komputer (JAKAKOM)*, 1(2), 155–160.
- Sembiring, C. S. D. B., Hanum, L., & Tamba, S. P. (2022). Penerapan Data Mining Menggunakan Algoritma K-Means Untuk Menentukan Judul Skripsi Dan Jurnal Penelitian (Studi Kasus Ftik Unpri). *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer Prima (JUSIKOM PRIMA)*, 5(2), 80–85. <https://doi.org/10.34012/jurnalsisteminformasi.danilmukomputer.v5i2.2393>
- Sibarani, A. J. P. (2020). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori Untuk Meningkatkan Pola Penjualan Obat. *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, 7(2), 262–276. <https://doi.org/10.35957/jatisi.v7i2.195>
- Situmorang, T. K., Az-Zahra, H. M., & Herlambang, A. D. (2019). Evaluasi usability pada aplikasi m-kantorpos dengan menggunakan metode usability testing. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(5), 4349–435