

Prediksi Persediaan Obat Pada Apotek Menggunakan Algoritma Decision Tree

Sinta Amanad Pratiwi, Ahmad Fauzi*, Santi Arum Puspita Lestari, Yana Cahyana

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan, Karawang, Indonesia

Email: ¹if20.sintapратиwi@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²afauzi@ubpkarawang.ac.id, ³santi.arum@ubpkarawang.ac.id,

⁴yana.cahyana@ubpkarawang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: afauzi@ubpkarawang.ac.id

Abstrak—Apotek merupakan tempat jual beli obat dan haruslah memiliki stok persediaan obat yang memadai sehingga dapat melayani konsumen yang membutuhkan. Dalam apotek beberapa terjadi masalah terkait persediaan obat. Seringkali obat yang dibutuhkan oleh masyarakat stoknya kosong, sedangkan obat yang kurang dibutuhkan banyak tersimpan digudang. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk melakukan model prediksi terhadap persediaan obat sehingga dapat memenuhi kebutuhan konsumen. Penelitian ini menggunakan data persediaan obat di Apotek Kaligandu, data tersebut memiliki 2745 baris dan 5 atribut yang terdiri dari “Nama Item”, “Satuan”, “Stock Sebelumnya”, “Stock Rill”, dan “Restock”. Metode yang digunakan pada kasus ini adalah algoritma Decision Tree dengan metode evaluasi Akurasi, Presisi, Recall, dan F1-Score untuk melihat obat mana yang tersedia dan tidak tersedia berdasarkan “Satuan”. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree memperoleh hasil yang bagus dengan menggunakan perbandingan data 80 banding 20 menghasilkan nilai akurasi sebesar 98,71%. Selain itu nilai yang dihasilkan Presisi, Recall, dan F1-Score tidak jauh berbeda yaitu sebesar 0.9872, 0.9872, dan 0.9867. Pada perbandingan data 70 banding 30 menghasilkan nilai yang lebih kecil namun tidak jauh berbeda dengan hasil dari 80 banding 20, yaitu akurasi yang dimiliki sebesar 98,28%, Presisi 0.9832, Recall 0.9828, dan F1-Score 0.9804. dengan hasil tersebut penelitian ini dapat dilanjutkan dengan mengimplementasikan prediksi persediaan obat menggunakan Decision Tree ke dalam sebuah aplikasi.

Kata Kunci: Prediksi; Stok Obat; Decision Tree; Akurasi; Presisi; Recall; F1-Score

Abstract—A pharmacy is a place for buying and selling drugs and must have an adequate stock of drug supplies so that it can serve consumers in need. In some pharmacies there are problems related to drug supply. Often the drugs needed by the community are empty in stock, while the drugs that are less needed are stored in the warehouse. Therefore, this study aims to conduct a prediction model of drug supply so that it can meet consumer needs. This study uses drug inventory data at Kaligandu Pharmacy, the data has 2745 rows and 5 attributes consisting of "Item Name", "Unit", "Previous Stock", "Rill Stock", and "Restock". The method used in this case is the Decision Tree algorithm with Accuracy, Precision, Recall, and F1-Score evaluation methods to see which drugs are available and not available based on "Unit". The results showed that the Decision Tree algorithm obtained good results by using a data comparison of 80 to 20 resulting in an accuracy value of 98.71%. In addition, the resulting values of Precision, Recall, and F1-Score are not much different, namely 0.9872, 0.9872, and 0.9867. The 70 to 30 data comparison produces a smaller value but is not much different from the results of 80 to 20, namely the accuracy of 98.28%, Precision 0.9832, Recall 0.9828, and F1-Score 0.9804. with these results this research can be continued by implementing drug inventory prediction using Decision Tree into an application.

Keywords: Prediction; Medicine Stock; Decision Tree; Accuracy; Precision; Recall; F1-Score

1. PENDAHULUAN

Apotek merupakan lokasi khusus di mana operasi yang berkaitan dengan farmasi dilakukan, serta di mana masyarakat diberikan akses ke sediaan farmasi dan persediaan kesehatan lainnya. (Kepmenkes 107 standar pelayanan farmasi di apotek) [1]. Ketersediaan obat sangat penting bagi apotek untuk disediakan bagi pelanggannya. Pelanggan yang mengunjungi apotek dengan resep dari dokter atau yang membeli obat tanpa resep [2].

Persediaan merupakan bahan perdagangan yang dibeli dan kemudian disimpan dalam penyimpanan untuk dijual kembali selama proses perdagangan[3]. Manajemen persediaan merupakan prioritas utama bagi suatu usaha. Salah satu bidang usaha yang memerlukan persediaan adalah apotek. Dalam apotek beberapa terjadi masalah terkait persediaan obat. Seringkali obat yang dibutuhkan oleh masyarakat stoknya kosong, sedangkan obat yang kurang dibutuhkan banyak tersimpan digudang. Obat yang tertimbun digudang cukup lama akan mengakibatkan kadaluarsa sehingga menimbulkan kerugian dari pihak apotek[4].

Adanya informasi terkait persediaan obat sangat membantu untuk mengetahui stok obat habis atau yang masih banyak. Terkait persediaan terjadi pula masalah yang muncul, pihak Apotik merasa kewalahan dalam memprediksi obat mana yang banyak dibutuhkan dan kurang dibutuhkan. Menyimpan inventaris obat di apotek, rumah sakit, dan pusat perawatan komunitas adalah upaya yang mahal. Akibatnya, karena persediaan obat sering kali tidak terduga, diperlukan strategi manajemen yang baik untuk persediaan obat yang terkait dengan layanan rumah sakit atau klinik yang diberikan kepada pasien [5].

Prediksi atau peramalan penjualan merupakan proses memperkirakan (memperhitungkan) sesuatu di masa depan berdasarkan data *historis* yang telah dipelajari dengan baik, terutama dengan menggunakan metode statistik [6]. Prediksi dapat digunakan antara lain untuk membantu pemilik usaha perdagangan. Salah satunya prediksi pada persediaan obat di apotek, gunanya untuk memutuskan berapa banyak persediaan obat yang perlu disediakan oleh apotek. Prediksi juga dapat membantu penjualan dalam mempersiapkan penyediaan stok obat di apotek karena dapat memberikan hasil yang baik, serta mengurangi kemungkinan terjadinya kesalahan akibat persediaan yang buruk.

Estimasi prediksi dapat dilakukan dengan berbagai metode, salah satu model yang digunakan adalah algoritma

Decision Tree yang diterapkan pada teknik penggalian data [7]. *Decision Tree* telah banyak diterapkan dalam *data mining* dan aplikasi keuangan. Studi tentang mengumpulkan, membersihkan, memproses, mengevaluasi, dan mengekstrapolasi wawasan praktis dari data dikenal sebagai data mining [8]. Sejumlah kumpulan data observasi dianalisis menggunakan data mining, yang juga mengungkap asosiasi yang tidak diantisipasi dan membuat ringkasan data baru yang ramah pengguna dan mudah dipahami [9]. Baru-baru ini, banyak algoritma yang telah dikembangkan dan pembelajarannya dinyatakan sebagai salah satu topik yang paling populer di masa depan sebagai *machine learning research* [10]. *Decision tree* merupakan sebuah struktur data yang terdiri dari simpul (*node*) dan rusuk (*edge*) simpul pada sebuah pohon dibedakan menjadi tiga, yaitu simpul akar (*root node*), simpul percabangan (*branch node*) dan simpul daun atau *leaf node* [11]. Algoritma yang digunakan dalam pohon keputusan, seperti *ID3*, *C4.5*, dan *CART*, banyak digunakan dalam penggalian data dan aplikasi lain yang melibatkan klasifikasi dan ekstraksi *rule*. Identifikasi pola dalam kumpulan data atau fungsi yang dapat membedakan satu kelas data dengan kelas data lainnya adalah proses klasifikasi [12]. Pemilihan atribut yang cocok dalam algoritma *Decision Tree* adalah yang memungkinkan objek dibagi berdasarkan kelasnya. Atribut yang dipilih secara heuristik, menghasilkan atribut simpul yang paling “*purest*”. Konsep *entropy* dapat digunakan untuk menghitung tingkat *impurity*, yang menyatakan *impurity* suatu kumpulan objek dan berfungsi sebagai ukuran *purity* [13].

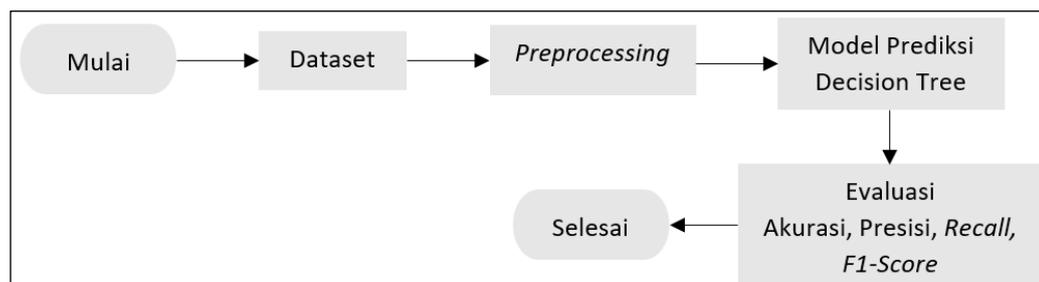
Penelitian mengenai prediksi telah dilakukan sebelumnya, Prediksi persediaan obat yang akan dilakukan Apotek Franch Farma dengan menerapkan Algoritma *Decision Tree*, menghasilkan 12 *rules* dengan akurasi 80,00% [14]. Selanjutnya, adapun prediksi persediaan obat dengan menerapkan algoritma *Decision Tree* memperoleh hasil dari pengujian *black-box* dengan keseluruhan sistem yang dikembangkan berjalan dengan baik. Hasil pengujian validitas membandingkan antara sistem lama dan sistem baru menggunakan metode *Rapid Miner* dengan 30 sampel transaksi maka akurasi 89% artinya sistem berjalan dengan baik [4]. Sebuah model pohon keputusan dengan kedalaman pohon enam dihasilkan dengan menggunakan Model Pohon Keputusan untuk Prediksi Jadwal Kerja menggunakan *Scikit-Learn*. Temuan evaluasi cukup menggembirakan; khususnya, nilai presisi dan akurasi masing-masing di atas 0,9 dan 0,7. Menggunakan 30% data uji dan 70% data latih menghasilkan persentase pemisahan data terbaik. Dalam hal akurasi, model *Decision Tree* mengungguli model *KNN*. Pada kenyataannya, model *Decision Tree* dapat mencapai lebih dari 0,8 sementara *KNN* hanya bisa mencapai di bawah itu. [15]. Berikut kajian memprediksi persediaan obat dengan metode yang *K-Nearest Neighbor* dan *C4.5* sehingga Berbeda dengan *C4.5* yang memiliki tingkat akurasi 66,67% menggunakan *Confusion Matrix* dan 71,81% menggunakan *Cross Validation*, *K-Nearest Neighbor* memiliki hasil akurasi 88,89% menggunakan *Confusion Matrix* dan 86,00% menggunakan *Cross Validation*. [3]. Penerapan metode *Regresi Linier* untuk memprediksi persediaan obat juga telah diteliti sebelumnya, mendapatkan hasil Akurasi sebesar 98,505% diperoleh dari perhitungan dengan menggunakan metode *Regresi Linier*, yang mengindikasikan bahwa pendekatan ini dapat digunakan untuk mengantisipasi stok tablet (ibu profen) di Klinik Teluk. [16].

Berdasarkan masalah ini, diperlukan prediksi untuk memproses data yang menghasilkan data penjualan yang paling banyak terjual, yang akan menjadi kriteria untuk memutuskan apakah akan menambah stok obat yang paling populer dan mengurangi stok obat yang jarang dibeli pelanggan. Jika persediaan obat di apotek tidak mencukupi, apotek dapat kehilangan potensi keuntungan dan kepercayaan pelanggan karena lebih sedikit obat yang dijual di sana. Sebaliknya, jika apotek memiliki banyak stok, apotek juga dapat mengalami kerugian karena penyimpanan obat dalam jangka panjang dapat membuat obat menjadi rusak dan tidak dapat dijual. Algoritma pohon keputusan adalah salah satu metode pemrosesan data yang dapat diterapkan pada situasi ini.

Penelitian ini menggunakan metode *Decision Tree* untuk membuat model prediksi persediaan obat berdasarkan satuan obat pada apotek. Transformasi data menjadi aturan dan pohon keputusan adalah konsep di balik algoritma *Decision Tree*. Algoritma diharapkan dapat memetakan nilai atribut dan menghasilkan model prediksi persediaan obat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Pada penelitian ini terdapat tahapan yang akan dilakukan terlihat pada gambar 1, sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 diatas merupakan Langkah-langkah serta metode yang digunakan dalam penelitian ini, sehingga dapat diuraikan sebagai berikut :

2.1 Pengumpulan Data

Masalah yang paling krusial dalam penelitian adalah bagaimana mengatasi masalah dengan menggunakan teknik tertentu untuk mendapatkan hasil yang dapat dijelaskan. Berikut ini adalah langkah-langkah yang terlibat dalam teknik pengumpulan data suatu penelitian:

a. Observasi

Kegiatan tersebut mencakup meninjau langsung ke Apotik, identifikasi persediaan obat, proses pengelolaan stok obat dan dokumentasi.

b. Wawancara

Di sini, metode wawancara digunakan untuk mengumpulkan data sekunder yang menguatkan tentang penjualan dan persediaan obat. Untuk mengetahui lebih lanjut mengenai penjualan dan pengelolaan stok obat, wawancara juga dilakukan dengan cara menanyai pihak apotek secara langsung.

c. Studi Pustaka

Studi literatur berupa penelusuran jurnal ilmiah, buku-buku, dokumen, dan teori – teori yang berkaitan dengan topik penelitian.

Dapat dilihat pada tabel 1 berikut, terdapat sampel data persediaan obat dari hasil penjualan pada Apotek :

Tabel 1. Data yang digunakan

No	Nama Item	Satuan	Stok Sebelumnya	Stok Riil	Restock
1	Salfamen	Tube	2	5	1
2	Momilen (Ruam) 30g	Tube	3	6	1
3	Momilen (Ruam) 315g	Tube	2	5	0
4	Momilen (Putting) 15g	Tube	0	0	0
5	Momilen (Putting) 5g	Tube	0	0	0
.
.
.
2743	Obat meriang	Ampul	0	0	0
2744	Stelan 30.000	Ampul	0	0	0
2745	Stelan 10.000	Ampul	0	0	0
2744	Stelan 30.000	Ampul	0	0	0
2745	Stelan 10.000	Ampul	0	0	0

Data diperoleh langsung dari Apotek Kaligandu dengan data sebanyak 2.745 data obat dan 5 atribut yang terdiri dari “Nama Item”, “Satuan”, “Stock Sebelumnya”, “Stock Riil” dan “Restock”. Atribut Restock memiliki data terdiri atas 0 (tidak tersedia) dan 1 (tersedia).

2.2 Data Mining

Studi tentang mengumpulkan, membersihkan, memproses, mengevaluasi, dan mengekstrapolasi wawasan praktis dari data dikenal sebagai data mining. [8]. Sejumlah kumpulan data observasi dianalisis menggunakan data mining, yang juga mengungkap asosiasi yang tidak diantisipasi dan membuat ringkasan data baru yang ramah pengguna dan mudah dipahami. [9]. Dengan menggunakan pendekatan statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin, data mining adalah tindakan menemukan informasi yang berpotensi berharga di dalam basis data yang sangat besar. Data mining adalah aktivitas tambahan yang melibatkan pengumpulan dan analisis data yang tidak dimaksudkan untuk analisis atau penemuan pengetahuan yang dapat membantu penyelesaian masalah. [17]. Nama lain dari data mining adalah Knowledge Discovery in Database (KDD). Sistem berbasis pengetahuan, basis data, kecerdasan buatan, statistik, matematika, dan sistem informasi manajemen adalah beberapa teknik yang terintegrasi dalam bidang KDD [18] [19].

2.3 Preprocessing

Setelah data didapatkan, kemudian dataset di input kedalam *Google Colab* untuk dilakukan *preprocessing*. Pada tahap ini menangani *missing value*, duplikasi data, atau anomali dalam data persediaan obat. Proses ini menghasilkan data yang siap digunakan untuk tahap pembuatan model prediksi.

2.4 Model Prediksi

Setelah *preprocessing* selanjutnya dilakukan pembuatan model prediksi untuk melihat obat mana yang tersedia dan tidak tersedia berdasarkan “Satuan” menggunakan algoritma *Decision Tree*. Salah satu algoritma yang paling sering digunakan untuk klasifikasi dan prediksi adalah algoritma ini. [20]. *Decision Tree* berbentuk seperti pohon, memiliki *node* yang merupakan data *testing*, kemudian memiliki cabang berupa hasil dari data *testing* tersebut, serta *leaf node* berupa kelas-kelas [21]. *Node* paling atas disebut juga *root node*. Nilai *entropy* untuk setiap atribut ditentukan oleh algoritma ini, yang kemudian membandingkan nilai Gain untuk setiap properti.. *Decision Tree* berguna dalam memutuskan dan menganalisis informasi dari atribut yang relevan dan hasil klasifikasi yang sesuai dengan dataset [22]. Dalam model *Decision Tree*,

angka Gain terbesar akan berkembang menjadi sebuah *node*. *Node* yang memiliki atribut tidak akan dihitung lagi. Proses ini terus berlanjut hingga sebuah fakta atau *leaf node* ditemukan. Rumus *Decision Tree* terbagi menjadi 2 persamaan, persamaan (1) digunakan untuk mencari nilai *Entropy* dan persamaan (2) mencari nilai Gain [23]

$$Entropy(S) = \sum n - p_i * \log_2 p_i \quad (1)$$

Di mana p_i menunjukkan persentase sampel kelas i dalam dataset D . Tingkat ketidakpastian atau ketidakteraturan set data diukur dengan entropi. Distribusi kelas semakin tidak teratur, semakin tinggi entropinya. Nilai tertinggi dari atribut yang tersedia digunakan untuk memilih atribut sebagai akar. Persamaan berikut ini menggunakan persamaan untuk menghitung Gain:

$$Gain(S) = \sum n|S_i| * Entropy(S_i) \quad (2)$$

Pendekatan *Decision Tree* menggunakan $Entropy(S_i)$ untuk menghitung kemampuan fitur untuk mempartisi data pada sebuah *node*. Sementara $\sum n|S_i|$ merujuk pada penjumlahan untuk setiap subset dari S_i , di mana $|S_i|$ adalah jumlah sampel di setiap subset, entropi mengukur jumlah ketidakmurnian di *node* utama S . Kami memperoleh nilai Gain-yang merepresentasikan pengurangan tingkat ketidakmurnian yang disebabkan oleh pembagian yang menggunakan fitur-dengan mengurangi hasil penjumlahan ini dari Entropi utama. Dalam konteks klasifikasi atau regresi, semakin tinggi nilai Gain, semakin efektif fitur tersebut dalam membagi data menjadi subset yang lebih homogen. Langkah-langkah model prediksi persediaan obat menggunakan algoritma *Decision tree* adalah sebagai berikut:

1. Siapkan data pelatihan (yang telah diproses sebelumnya).
2. Menghitung data latih menggunakan algoritma *Decision tree*.
3. Membentuk Pohon Keputusan.
4. Menyiapkan Data uji.
5. Model Prediksi persediaan obat.

2.5 Evaluasi

Evaluasi performa pada penelitian ini menggunakan metrik evaluasi Presisi, *Recall*, dan *F1-Score* untuk menguji seberapa akurat model *Decision Tree*. Presisi, *Recall*, dan *F1-Score* merupakan metrik evaluasi yang digunakan pada kasus klasifikasi. Presisi adalah hasil seberapa banyak data yang benar dari hasil klasifikasi, *Recall* adalah seberapa banyak *instance* yang sebenarnya positif dihasilkan oleh model, dan *F1-Score* adalah keseimbangan antara Presisi dan *Recall*. Terdapat empat kondisi yang dimiliki metrik evaluasi tersebut, antara lain *True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative* dalam mewakili hasil klasifikasi yang diperoleh algoritma *Decision Tree* [24]. Di bawah ini merupakan persamaan dari Presisi, *Recall*, dan *F1-Score* [25].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

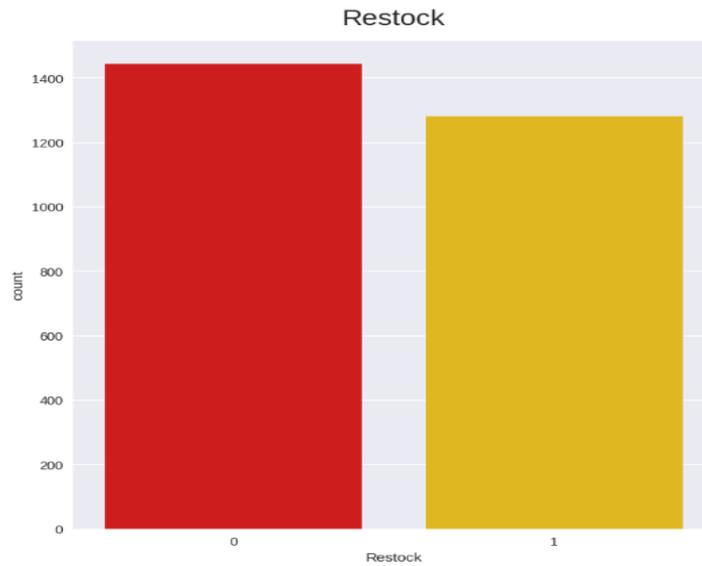
$$F1 - Score = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall * Precision} \quad (5)$$

Metrik presisi, adalah hasil dari seberapa akurat hasil positif dari model klasifikasi tersebut. Metrik *recall*, adalah hasil bahwa model mampu mengidentifikasi nilai positif di antara semua nilai yang benar-benar positif. Sedangkan metrik *F1-Score*, adalah hasil dari kombinasi presisi dengan *recall*. Metrik ini digunakan ketika ingin mengetahui ukuran kinerja model apabila terdapat kelas yang tidak seimbang [26].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

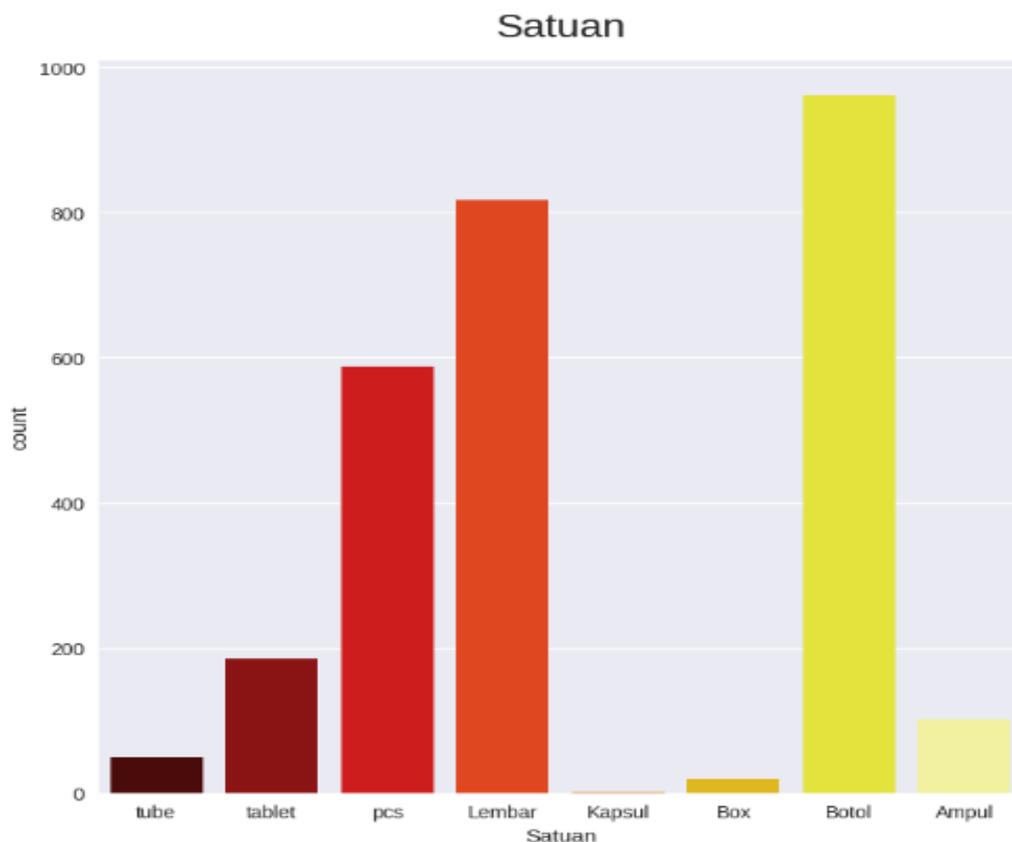
3.1 Hasil Preprocessing

Proses preprocessing dilakukan dengan memeriksa *missing value* dan data duplikat. Hasilnya ditemukan adanya *missing value* dan tidak ada duplikasi data. Penyelesaian *missing value* dilakukan dengan menghapus baris data tersebut. Setelah itu dilakukannya visualiasasi data untuk mendapatkan informasi sebelum data diolah lebih lanjut. Visualisasi atribut restock pada gambar 2 sebagai berikut :



Gambar 3. Visualisasi Atribut “Restock”

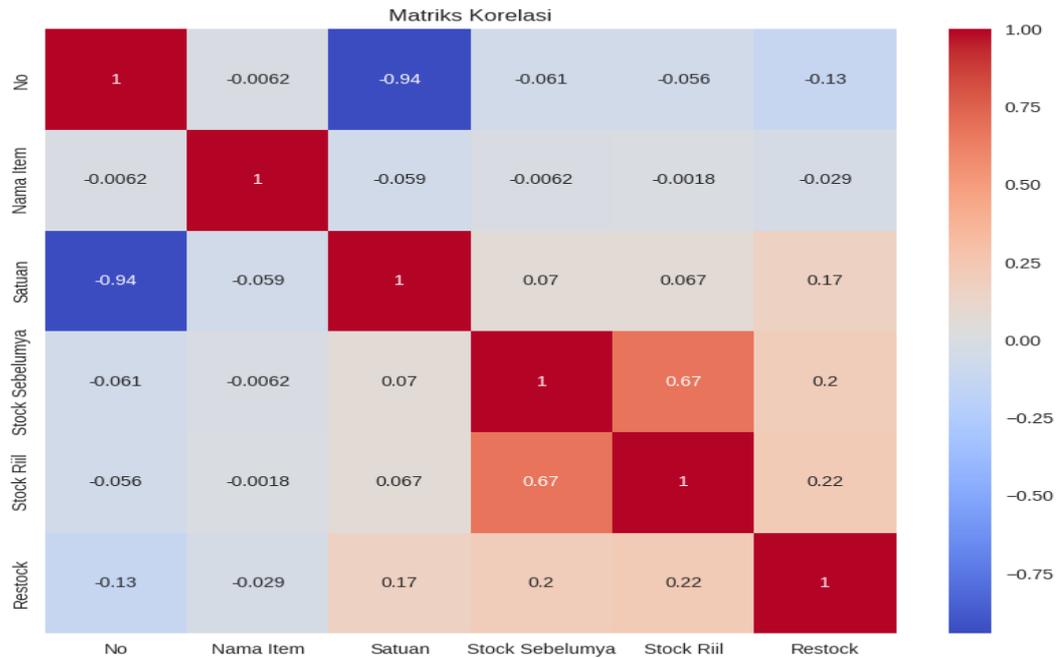
Gambar 2 merupakan visualisasi atribut “Restock” yang terbagi kedalam 2 kelas yaitu 0 (tidak tersedia) dan 1 (tersedia), setelah itu memvisualisaikan atribut “Satuan” sebelum melakukan tahap prediksi, dapat dilihat pada gambar 3 berikut :



Gambar 2. Visualisasi Atribut “Satuan”

Gambar 2 menunjukkan jumlah stok obat berdasarkan satuan, pada stok obat dengan satuan botol memiliki jumlah yang paling banyak yaitu 900 botol, kemudian disusul dengan satuan lembar sebanyak 810 lembar, sedangkan satuan yang paling sedikit yaitu 1 kapsul.

Kemudian dilakukan proses korelasi data menggunakan *correlation heatmap* untuk melihat hubungan antar atribut. Pada tahap ini statistik yang digunakan untuk menunjukkan hubungan antara dua atau lebih variabel. Dalam konteks analisis data, matriks korelasi biasanya digunakan untuk memahami seberapa kuat hubungan antara variabel-variabel tersebut seperti pada gambar 3 berikut :



Gambar 3. Matriks Kolerasi

Dari gambar 3 diatas menunjukkan bahwa semua atribut yang ada memiliki korelasi dengan atribut lain, sehingga tidak perlu dilakukan penghapusan atribut. Selanjutnya tahap label encoding, di mana setiap nilai dalam kolom diubah menjadi bilangan bulat yang berbeda menggunakan prosedur ini. Mengikuti urutan pengurutan berdasarkan abjad atau urutan yang telah ditentukan sebelumnya, setiap nilai kategori akan diberi label sesuai dengan urutan yang dihasilkan, seperti pada tabel 2 berikut :

Tabel 2. Data setelah proses *Label Encoding*

Nama Item	Satuan Terkecil	Stok Sebelumnya	Stok Riil	Restock
2069	7	2	5	1
1513	7	3	6	1
1512	7	2	5	0
1515	7	0	0	0
1514	7	0	0	0
.
.
.
1684	0	0	0	0
2234	0	0	0	0
2232	0	0	0	0
2234	0	0	0	0
2232	0	0	0	0

Proses selanjutnya adalah mengubah atribut yang bukan numerikal menggunakan *Label Encoding*. Tabel 2 merupakan data hasil proses *Label Encoding*.

3.2 Model Prediksi

Data yang telah dilakukan proses *preprocessing* kemudian dibagi ke dalam data *testing* dan data *training*. Percobaan dilakukan sebanyak tiga kali dengan rasio pembagian data 90 banding 10, 80 banding 20, dan 70 banding 30 dengan menggunakan kelas target atribut “Satuan”. Model yang telah diimplementasikan kemudian dilakukan evaluasi untuk melihat seberapa bagus performa dari algoritma *Decision Tree* menggunakan Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*. Tabel 3 merupakan hasil perbandingan menggunakan tiga kali percobaan.

Tabel 3. Perbandingan Hasil Akurasi

Data Rasio	Akurasi
90:10	98,53
80:20	98,71
70:30	98,28

Tabel 3 menunjukkan bahwa pada percobaan dengan perbandingan data 90 banding 10, akurasi yang diperoleh sebesar 98,53%. Pada percobaan dengan perbandingan data 80 banding 20 akurasi yang dihasilkan tidak jauh berbeda dengan perbandingan data 90 banding 10, akurasi yang diperoleh yaitu sebesar 98,71%. Sedangkan percobaan ketiga dengan perbandingan data 70 banding 30, akurasi yang dihasilkan juga tidak jauh hasilnya dengan perbandingan data 90 banding 10 dan 80 banding 20, akurasi yang diperoleh sebesar 98,28%.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*

Data Rasio	Presisi	Recall	F1-Score
90:10	0.9855	0.9853	0.9845
80:20	0.9872	0.9871	0.9867
70:30	0.9832	0.9828	0.9804

Tabel 4 merupakan hasil evaluasi penerapan algoritma *Decision Tree* menggunakan Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*. Tabel tersebut menunjukkan bahwa pada percobaan dengan perbandingan data 90 banding 10 Presisi yang dihasilkan sebesar 0.9855, *Recall* yang dihasilkan sebesar 0.9853, dan *F1-Score* yang dihasilkan sebesar 0.9845. Pada percobaan dengan perbandingan data 80 banding 20 Presisi, *Recall*, dan *F1-Score* yang dihasilkan tidak jauh berbeda dengan perbandingan data 90 banding 10, Presisi yang dihasilkan sebesar 0.9872, *Recall* yang dihasilkan sebesar 0.9871, dan *F1-Score* yang dihasilkan sebesar 0.9867. Sedangkan percobaan ketiga dengan perbandingan data 70 banding 30, Presisi, *Recall*, dan *F1-Score* yang dihasilkan juga tidak jauh hasilnya dengan perbandingan data 90 banding 10 dan 80 banding 20. Presisi yang dihasilkan sebesar 0.9832, *Recall* yang dihasilkan sebesar 0.9828, dan *F1-Score* yang dihasilkan sebesar 0.9804.

Pada ketiga percobaan tersebut diperoleh hasil akurasi yang tinggi, hasil tersebut sejalan dengan hasil dari presisi, *recall*, dan *f1-score*. Percobaan kedua merupakan percobaan dengan hasil yang paling tinggi, namun hasil dari percobaan pertama dan ketiga tidak jauh berbeda dari hasil percobaan kedua. Dengan hasil-hasil yang diperoleh pada penelitian ini dapat diartikan bahwa model *Decision Tree* dapat bekerja secara optimal dalam memprediksi data persediaan obat di Apotek Kaligandu.

3.3 Pembahasan

Performa algoritma *Decision Tree* cocok untuk menangani kasus prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *Decision Tree* menghasilkan akurasi sebesar 98,71%, presisi sebesar 0.9872512062899784, *recall* sebesar 0.9828641370869033, dan *f1-score* sebesar 0.9867541410191308 dengan menggunakan rasio pembagian data 80 banding 20, pada rasio pembagian data 90 banding 10 dan 70 banding 30 hasil yang diperoleh cukup baik dan tidak jauh dengan rasio pembagian data 80 banding 20, sehingga dapat dikatakan bahwa algoritma *Decision Tree* dapat diimplementasikan untuk memprediksi data persediaan obat. Penelitian ini dapat memperbaiki hasil dari penelitian sebelumnya, karena penelitian ini meningkatkan akurasi dari algoritma *Decision tree*, serta penelitian ini menggunakan tiga evaluasi secara terpisah yaitu Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*. Selain itu, penulis juga belum menemukan penelitian menggunakan data yang sama.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa prediksi stok persediaan obat yang dilakukan oleh penulis memperoleh hasil yang baik, dapat meningkatkan hasil akurasi dari penelitian sebelumnya serta dapat menambahkan model evaluasi lain yang berbeda. Hasil akurasi *Decision Tree* serta nilai presisi, *recall*, dan *f1-score* pada pembagian data 80 banding 20 tidak jauh berbeda dengan perbandingan data 90 banding 10 dan 70 banding 30, namun hasil yang paling tinggi diperoleh 80 banding 20 di mana akurasi sebesar 98,71%, presisi sebesar 0.9872512062899784, *recall* sebesar 0.9871559633027523, dan *f1-score* sebesar 0.9867541410191308. Untuk hasil yang terkecil yaitu pada pembagian data 70 banding 30 akurasinya sebesar 98,28, presisi sebesar 0.9831886943788861, *recall* sebesar 0.9828641370869033, dan *f1-score* sebesar 0.9803767327140113. dengan hasil tersebut diharapkan kedepannya penelitian ini dapat dilanjutkan dengan mengimplementasikan algoritma *Decision Tree* ke dalam sebuah aplikasi yang dapat memprediksi persediaan obat. Pada penelitian selanjutnya juga disarankan untuk lebih mengeksplorasi metode evaluasi lain untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat dan pengolahan data yang lebih baik lagi.

REFERENCES

- [1] Aida Fitriyani, "Sistem Prediksi Aturan Stock Obat Dengan Metode Iterative Dichotomiser (ID3)," *Journal of Information and Information Security (JIFORTY)*, vol. 4, no. 1, p. 12, Jun. 2021, doi: 10.29100/jipi.v4i1.781.
- [2] Winanda Delrinata, "Implementasi Algoritma Apriorin Untuk Menentukan Stok Obat," *Jurnal SISFOKOM (Sistem Informasi dan Komputer)*, 2020, doi: 10.32736/sisfokom.xx.xx.
- [3] N. Dwi Anggraeni and A. Octaviano, "Penerapan Data Mining Untuk Klasifikasi Persediaan Barang Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor & C4.5 Dan Prediksi Persediaan Barang Menggunakan Metode Safety Stock & ROP (Studi Kasus : PT. Macro Jaya Agung)," *OKTAL: Jurnal Ilmu Komputer dan Science*, vol. 2, no. 7, 2023, [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/oktal>

- [4] F. P. Dewanti, S. Setiyowati, and S. Harjanto, "Prediksi Persediaan Obat Untuk Proses Penjualan Menggunakan Metode Decision Tree Pada Apotek," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKOMSiN)*, vol. 10, no. 1, May 2022, doi: 10.30646/tikomsin.v10i1.604.
- [5] Henky Saputra, *Pengelolaan Persediaan Obat*. 2020.
- [6] K. Rosita Dewi and K. Farouq Mauladi, "Analisa Algoritma C4.5 untuk Prediksi Penjualan Obat Pertanian di Toko Dewi Sri," 2020.
- [7] N. Setyadi Putri, "Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Hasil Produksi Karet Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5," *Teknologipintar.org*, vol. 2, 2022.
- [8] N. Wardani, *Penerapan Data Mining Dalam Analytic CRM*. Yayasan Kita Menulis, 2020.
- [9] G. Gustientiedina, M. H. Adiya, and Y. Desnelita, "Penerapan Algoritma K-Means Untuk Clustering Data Obat-Obatan," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, pp. 17–24, Apr. 2019, doi: 10.25077/teknosi.v5i1.2019.17-24.
- [10] S. Ben Jabeur, A. Sadaoui, A. Sghaier, and R. Aloui, "Machine learning models and cost-sensitive decision trees for bond rating prediction," *Journal of the Operational Research Society*, vol. 71, no. 8, pp. 1161–1179, Aug. 2020, doi: 10.1080/01605682.2019.1581405.
- [11] R. Ridho, "Klasifikasi Diagnosis Penyakit Covid-19 Menggunakan Metode Decision Tree," 2021. [Online]. Available: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/index>
- [12] A. M. Siregar and A. Fauzi, "Klasifikasi Kab Kota Provinsi Jawa Barat Berdasarkan Pendapatan Dari Sektor Pertanian Dengan Algoritma Decision Tree," *Faktor Exacta*, vol. 13, no. 1, p. 1, Jun. 2020, doi: 10.30998/faktorexacta.v13i1.5542.
- [13] S. Suwartini, T. Hartati, Martanto, N. Rahaningsih, and G. Dwilestari, "Prediksi Perbaikan Jalan Nasional Dengan Menggunakan Algoritma Decision Tree," *KOPERTIP: Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika dan Komputer*, 2022.
- [14] D. Elisa Sinaga et al., "Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Analisis Data Mining Algoritma Decision Tree Pada Prediksi Persediaan Obat (Studi Kasus: Apotek Franch Farma)," vol. 2, no. 4, pp. 123–131, 2022, [Online]. Available: <https://djournal.com/klik>
- [15] R. Latifah, E. Setia Wulandari, and dan Priadhana Edi Kreshna, "Model Decision Tree untuk Prediksi Jadwal Kerja menggunakan Scikit-Learn," 2019.
- [16] Z. Muttaqin and E. Srihartini, "Penerapan Metode Regresi Linier Sederhana Untuk Prediksi Persediaan Obat Jenis Tablet," *Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 12–16, 2022.
- [17] A. Fikri and W. Verina, "PENERAPAN DATA MINING UNTUK PREDIKSI PENJUALAN ALAT MEDIS MENGGUNAKAN ALGORITMA C4.5 PT. MURNI INDAH SENTOSA Implementation Of Mining Data For Sales Prediction Of Medical Tools Using C4.5 Algorithm PT. Murni Indah Sentosa," *70. InfoSys Journal*, vol. 5, pp. 70–82, 2020.
- [18] T. Septiani, N. Koeswara,) M Sukrisno Mardiyanto,) Muhamad, and A. Ghani, "Penerapan Particle Swarm Optimization (PSO) Dalam Pemilihan Atribut Untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Diagnosis Penyakit Hepatitis Dengan Metode Naive Bayes," *Journal Speed-Sentra Penelitian Engineering dan Edukasi*, vol. 12, 2020.
- [19] D. Nofriansyah and G. W. Nurcahyo, "Algoritma Data Mining Dan Pengujian," 2019.
- [20] E. P. Orpa Krisda, E. Ripanti Faja, and Tursina, "Model Prediksi Awal Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma Decision tree c4.5," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, vol. 7, 2019.
- [21] L. Qadrini, A. Seppewali, and A. Aina, "DECISION TREE DAN ADABOOST PADA KLASIFIKASI PENERIMA PROGRAM BANTUAN SOSIAL," *Jurnal Inovasi Penelitian*, vol. 2, no. 7, 2021.
- [22] Q. Ren, H. zhang, D. Zhang, X. Zhao, L. Yan, and J. Rui, "A novel hybrid method of lithology identification based on k-means++ algorithm and fuzzy decision tree," *J Pet Sci Eng*, vol. 208, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.petrol.2021.109681.
- [23] D. Nike Aria Kurniawan, "Implementasi Metode Decision Tree pada Sistem Prediksi Status Gizi Balita," 2023.
- [24] S. Sudianto, "Analisis Kinerja Algoritma Machine Learning Untuk Klasifikasi Emosi," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 4, no. 2, Sep. 2022, doi: 10.47065/bits.v4i2.2261.
- [25] N. Basuni and Amril Mutoi Siregar, "Comparison of the Accuracy of Drug User Classification Models Using Machine Learning Methods," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 7, no. 6, pp. 1348–1353, Dec. 2023, doi: 10.29207/resti.v7i6.5401.
- [26] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani, and Sarjana, "Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi WSN Menggunakan Confusion Matrix," *JURNAL INFORMATIKA UPGRIS*, vol. 6, no. 2, 2020.