

# PENERAPAN DECISION TREE MENGGUNAKAN RAPIDMINER DENGAN STUDI KASUS PEMILIHAN OBAT BERDASARKAN KADAR KOLESTEROL

Nadhir Albab Musthofa<sup>1,)</sup>, Eka Kusuma Pratama<sup>2)</sup>

<sup>1, 2)</sup> Universitas Bina Sarana Informatika

Jl. Margonda Raya No.8, Pondok Cina, Kecamatan Beji, Kota Depok, Jawa Barat 16422

e-mail: [nadhiralbabm@gmail.com](mailto:nadhiralbabm@gmail.com)<sup>1)</sup>, [eka.eem@bsi.ac.id@email.com](mailto:eka.eem@bsi.ac.id@email.com)<sup>2)</sup>

\*corresponding author

(Naskah masuk : xx xx xxxx Diterima untuk diterbitkan : xx xx xxxx)

## ABSTRAK

Artikel ini membahas penerapan algoritma Decision Tree menggunakan perangkat lunak RapidMiner dalam konteks pemilihan obat berdasarkan kadar kolesterol. Studi kasus yang digunakan menunjukkan bagaimana Decision Tree dapat membantu dalam pengambilan keputusan medis dengan mengklasifikasikan dan memilih jenis obat yang tepat untuk pasien berdasarkan data kadar kolesterol mereka. Tujuan dari penelitian ini adalah agar bagaimana penulis dapat menentukan jenis obat yang tepat untuk pasien berdasarkan kadar kolesterol sekaligus menguji seberapa tinggi tingkat akurasi dari algoritma Decision Tree dalam mengambil keputusan. Pengolahan dan pengumpulan analisis data sangat penting untuk mengungkap masalah yang telah diidentifikasi sebelumnya. Para peneliti melakukan pemeriksaan data yang merupakan bagian penting dari fase analisis menggunakan Teknik pengikisan data. Algoritma Decision Tree digunakan untuk memverifikasi bahwa metode tersebut secara efektif menyajikan hasil yang tepat dalam penelitian. Hasil dari penelitian klasifikasi menggunakan metode Decision Tree menunjukkan nilai akurasi sebesar 47,50% yang berarti 47,50 dari model Decision Tree mampu melakukan klasifikasi data dengan benar.

**Kata Kunci:** Decision Tree, RapidMiner, Kolesterol, Obat, Studi Kasus

## ABSTRACT

This article discusses the application of the Decision Tree algorithm using RapidMiner software in the context of drug selection based on cholesterol levels. The case study used shows how Decision Tree can assist in medical decision making by classifying and selecting the right type of medication for patients based on their cholesterol level data. The purpose of this study is to determine how the author can determine the right type of medicine for patients based on cholesterol levels while testing how high the accuracy of the Decision Tree algorithm in making decisions. Data analysis processing and collection are very important to uncover previously identified problems. Researchers perform data examination which is an important part of the analysis phase using data scraping techniques. The Decision Tree algorithm is used to verify that the method effectively presents the right results in the research. The results of the classification research using the Decision Tree method show an accuracy value of 47.50%, which means 47.50 of the Decision Tree model is able to classify the data correctly.

**Keywords:** Decision Tree, RapidMiner, Cholesterol, Medicine, Case Study

## I. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang semakin maju, penggunaan teknologi untuk mendukung pengambilan keputusan dalam berbagai bidang semakin berkembang. Salah satu teknologi yang mendapat perhatian besar adalah machine learning, di mana algoritma seperti Decision Tree memainkan peran penting dalam menganalisis data dan memberikan rekomendasi yang berbasis data.

Kesehatan adalah salah satu bidang yang sangat diuntungkan oleh kemajuan ini. Dengan meningkatnya jumlah data medis yang tersedia, analisis data menjadi krusial untuk membantu dokter dan praktisi medis dalam membuat keputusan yang lebih baik dan lebih cepat. Salah satu tantangan

besar dalam bidang kesehatan adalah pengelolaan kadar kolesterol pada pasien, yang merupakan faktor risiko utama untuk penyakit kardiovaskular.

Kolesterol tinggi dapat menyebabkan berbagai masalah kesehatan serius, termasuk serangan jantung dan stroke. Oleh karena itu, pemilihan obat yang tepat untuk mengendalikan kadar kolesterol menjadi sangat penting. Namun, pemilihan obat yang efektif sering kali memerlukan analisis yang kompleks dan mendalam terhadap data pasien, termasuk riwayat kesehatan, tingkat kolesterol, dan faktor-faktor lainnya.

Machine learning adalah sub dari ilmu komputer yang meneliti bagaimana mesin bisa menyelesaikan masalah tanpa diprogram secara eksplisit [1].

Decision Tree merupakan representasi sederhana dari metode klasifikasi untuk berbagai kelas berhinga; simpul internal dan simpul akar diberi nama atribut, rusuk-rusuk diberi label dengan nilai atribut yang mungkin, dan simpul daun diberi label dengan berbagai kelas [2].

Kolesterol, senyawa lemak berlipid, sebagian besar dibuat pada hati dan sebagian lainnya didapat dari makanan. Kolesterol dapat ditemukan pada orang dewasa dan anak-anak [3]. Tingkat kolesterol dalam tubuh dapat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti pola makan, tingkat aktivitas fisik, faktor genetik, dan kondisi kesehatan tertentu. Kolesterol tinggi atau dislipidemia adalah faktor risiko utama untuk penyakit jantung dan pembuluh darah.

Menurut Survei Konsumsi Rumah Tangga (SKRT) yang dilakukan pada tahun 2004, 1,5% orang Indonesia dengan hiperkolesterolemia pada rentang usia 25 hingga 65 tahun, dan 11,2% orang dengan batas tinggi (kadar kolesterol darah antara 200 dan 249 mg/dl) dapat. menjadi hiperkolesterolemia sebagai akibat dari pola hidup tidak sehat dan tidak seimbang [4].

Dengan data yang sudah kita simak terlihat bahwa tingkat kadar kolesterol penduduk Indonesia sangat tinggi di rentang usia 25-26 tahun. Dengan adanya tingkat kolesterol ini penulis berinisiatif membuat karya ilmiah yang berjudul “PENERAPAN DECISION TREE MENGGUNAKAN RAPIDMINER DENGAN STUDI KASUS PEMILIHAN OBAT BERDASARKAN KADAR KOLESTEROL” yang mana pembelajaran mesin menggunakan algoritma decision tree yang dapat mengambil keputusan dalam memilih jenis obat yang tepat untuk penderita kolesterol berdasarkan kadar kolesterol.

Machine learning adalah suatu agen komputer yang dapat melihat data, membuat model dengan data tersebut, dan menggunakan model tersebut untuk memecahkan masalah [5].

Salah satu cara pengolahan data adalah dengan menggunakan klasifikasi atau regresi model dalam bentuk struktur pohon untuk memprediksi masa depan. Nilai atribut diuji dalam proses mengklasifikasi data yang tidak diketahui dengan melacak jalur dari node akar hingga node akhir. Kemudian, kelas yang dimiliki oleh data baru tertentu diprediksi. Decision tree adalah salah satu teknik klasifikasi yang paling umum digunakan dalam proses data mining [6]. Rapidminer adalah perangkat lunak open source yang memungkinkan data mining, text mining, dan analisis prediksi [7].

Decision tree menunjukkan tingkat atribut dari kategori kesejahteraan yang ada, yang dapat membantu proses penentuan keputusan. Decision tree menunjukkan prioritas atribut mana yang digunakan sebagai penentu keputusan [8].

Hasil pengujian Decision Tree menunjukkan akurasi, presisi, dan recall 84,78%, 84,78%, dan 100%. Setelah penelitian ini, diharapkan algoritma ini dapat menganalisis tweet Twitter "PSBB" dengan jumlah data yang lebih besar. Selain itu, algoritma ini dapat diuji coba dengan dataset media sosial lainnya untuk membuktikan bahwa itu cukup baik untuk mengklasifikasikan analisis sentimen dengan dataset dari berbagai sumber [9].

Studi tersebut menemukan bahwa kadar kolesterol pasien hipertensi berkorelasi dengan tekanan darah mereka. Individu dengan kadar kolesterol tinggi memiliki tekanan darah tinggi, sementara individu dengan kadar kolesterol normal memiliki tekanan darah normal. Mereka yang memiliki kadar kolesterol tinggi memiliki peluang 37,500 kali lebih besar daripada individu dengan kadar kolesterol normal [10].

sebesar 89,4 persen. Hasil evaluasi dan validasi menggunakan parameter uji Matrix Confusion menunjukkan bahwa 110 data prediksi benar dari 123 data uji [6].

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa orang harus mengikuti pedoman gizi seimbang untuk menghindari kadar kolesterol total yang tidak normal, terutama dengan bertambahnya usia. Pedoman ini mencakup mengonsumsi zat gizi seimbang dan melakukan aktivitas fisik berat, seperti lari cepat atau bersepeda, selama minimal sepuluh menit selama tiga hari dalam seminggu [4].

Hasil analisis kasus yang dibahas menunjukkan bahwa metode faktor keyakinan deteksi penyakit kolesterol dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit kolesterol pada remaja. Metode ini digunakan dengan melakukan penelitian dan wawancara dengan Dr. Gonas Simanjuntak, SpPD, tentang data gejala dan penyakit kolesterol yang terkait dengan pengetahuan pakar [3].

## II. METODE PENELITIAN

Berdasarkan identifikasi masalah yang ada, maka dapat dirumuskan permasalahan yang ada pada penelitian ini adalah seberapa besar tingkat akurasi pemilihan obat berdasarkan kadar kolesterol menggunakan algoritma decision tree.

Rumusan masalah yang telah diuraikan, maka alat dan bahan yang dibutuhkan peneliti untuk penelitian ini sebagai berikut:

### A. Bahan

Peneliti menggunakan dataset dari Kaggle.com Dataset yang digunakan adalah Drug200 yang berasal dari dataset open source yaitu Kaggle.com.

### B. Peralatan

Pada penelitian yang dilakukan untuk menyelesaikan skripsi, peralatan yang berupa software dan hardware sebagai berikut: Sistem operasi windows 10, menggunakan windows 10 pro 64 bit sebagai sistem operasi pada penelitian ini, *rapidminer*, perangkat lunak (*software*) yang digunakan peneliti untuk mengimplementasikan metode yang digunakan pada penelitian, perangkat keras (*hardware*), perangkat keras yang dipergunakan untuk membantu menyelesaikan penelitian ini berupa laptop dengan spesifikasi: CPU : Intel 2,4 GHz, VGA : Intel(R) HD Graphics 3000, RAM : 8 GB

### C. Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah langkah awal yang sangat penting dalam proses penelitian. Sebelum memulai, penting untuk menentukan dengan teliti jenis data yang akan digunakan dan sumber data yang diperlukan. Dalam penelitian ini, proses pengumpulan data dilakukan melalui Kaggle.com untuk mendapatkan informasi dari dataset Drug200.

Tabel III. 1 Data set Drug200

Usia	Kelamin	Tekanan Darah	Kolesterol	Na_to_K	Obat
23	P	TINGGI	TINGGI	25.355	drugY
47	L	RENDAH	TINGGI	13.093	drugC
47	L	RENDAH	TINGGI	10.114	drugC
28	P	NORMAL	TINGGI	7.798	drugX
61	P	RENDAH	TINGGI	18.043	drugY
22	P	NORMAL	TINGGI	8.607	drugX
49	P	NORMAL	TINGGI	16.275	drugY
41	L	RENDAH	TINGGI	11.037	drugC
60	L	NORMAL	TINGGI	15.171	drugY
43	L	RENDAH	NORMAL	19.368	drugY
47	P	RENDAH	TINGGI	11.767	drugC
34	P	TINGGI	NORMAL	19.199	drugY
43	L	RENDAH	TINGGI	15.376	drugY
74	P	RENDAH	TINGGI	20.942	drugY
50	P	NORMAL	TINGGI	12.703	drugX
16	P	TINGGI	NORMAL	15.516	drugY
69	L	RENDAH	NORMAL	11.455	drugX
43	L	TINGGI	TINGGI	13.972	drugA

23	L	RENDAH	TINGGI	7.298	drugC
32	P	TINGGI	NORMAL	25.974	drugY
57	L	RENDAH	NORMAL	19.128	drugY
63	L	NORMAL	TINGGI	25.917	drugY
47	L	RENDAH	NORMAL	30.568	drugY
48	P	RENDAH	TINGGI	15.036	drugY

Sumber: <https://www.kaggle.com/datasets/abdallahprogrammer/dataset-for-drug-classification-project>

Pada table diatas data yang digunakan untuk penelitian ini adalah dataset Drug200 Database yang diakses melalui situs Kaggle.com.

#### D. Perhitungan Decision Tree

Setelah tahapan pengumpulan data telah selesai Langkah selanjutnya dataset Drug200 di dapat dari hasil pengumpulan data tersebut diolah Kembali dengan menggunakan metode decision tree. Langkah ini melakukan perhitungan manual dengan rumus decision tree dari data set yang di dapat dengan menggunakan formula pada aplikasi rapidminer.

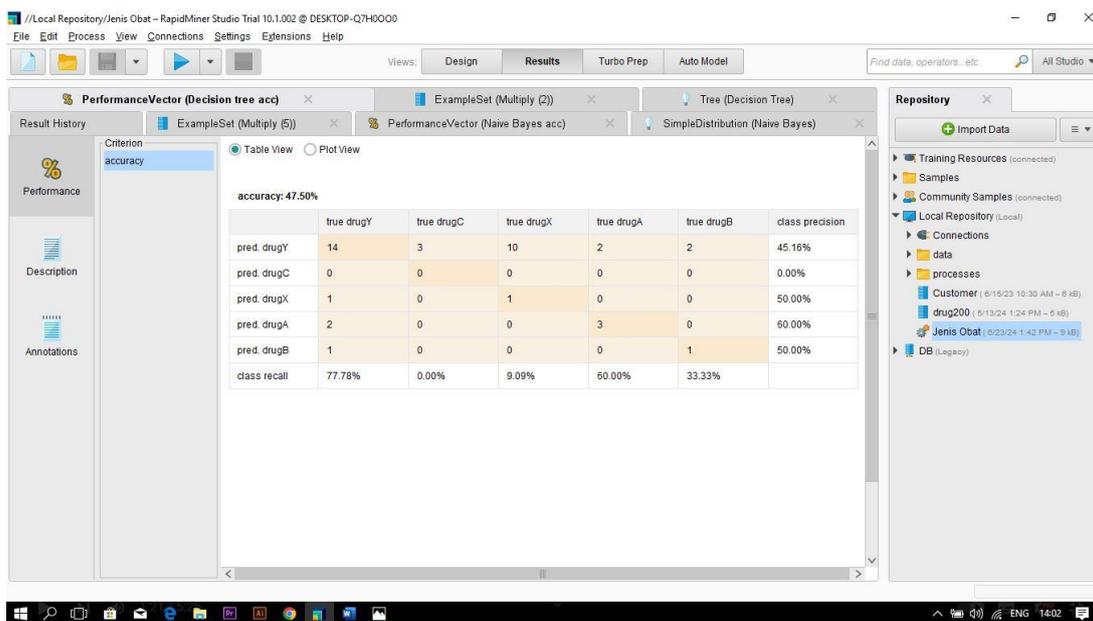
Akurasi pada decision tree adalah salah satu metrik evaluasi yang digunakan untuk mengukur seberapa baik model decision tree melakukan klasifikasi terhadap data yang diberikan. Rumus akurasi secara umum adalah: Akurasi = (Jumlah prediksi benar)/(jumlah total prediksi), Rumus ini dapat dirinci sebagai berikut: Jumlah Prediksi Benar: Jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar oleh model decision tree. Total Jumlah Prediksi: Total seluruh data yang diuji, termasuk yang diklasifikasikan dengan benar dan salah.

Dalam bentuk matematis, rumusnya adalah: Akurasi =  $(TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$ . Dimana: TP (True Positive) adalah jumlah sampel positif yang diprediksi benar. TN (True Negative) adalah jumlah sampel negatif yang diprediksi benar. FP (False Positive) adalah jumlah sampel negatif yang diprediksi salah sebagai positif. FN (False Negative) adalah jumlah sampel positif yang diprediksi salah sebagai negatif.

Sebagai contoh, misalkan kita memiliki 100 sampel uji, dimana: 50 sampel adalah positif dan diklasifikasikan benar (TP = 50), 30 sampel adalah negatif dan diklasifikasikan benar (TN = 30), 10 sampel adalah negatif tetapi diklasifikasikan sebagai positif (FP = 10), 10 sampel adalah positif tetapi diklasifikasikan sebagai negatif (FN = 10). Akurasi model tersebut dapat dihitung sebagai: Akurasi =  $(50+30)/(50+30+10+10)=80/100=0,80$ , Jadi, akurasi model tersebut adalah 80%.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian klasifikasi menggunakan metode Decision Tree menunjukkan nilai akurasi sebesar 47,50% yang berarti 47,50 dari model Decision Tree mampu melakukan klasifikasi data dengan benar.



**Gambar 1.** Tampilan akurasi

Pada gambar IV.1 menunjukkan bahwa model ini memiliki nilai precision sebesar 60,00% terbesar untuk drugA, recall sebesar 77,78% terbesar untuk true drugY. Keberhasilan dari model Decision Tree dalam mengulang informasi diukur dengan membandingkan rasio predikri positif negatif pada klasifikasi data set drug200. Dengan kata lain, Tingkat akurasi dari model Decision Tree sebesar 47,50% menunjukkan bahwa model ini berhasil memprediksi 47,50% dari total 40 sampel data uji dengan benar. Oleh karena itu, penelitian ini dapat menjadi acuan untuk penelitian lebih lanjut dalam mengembangkan model klasifikasi pemilihan obat yang lebih akurat dan efektif

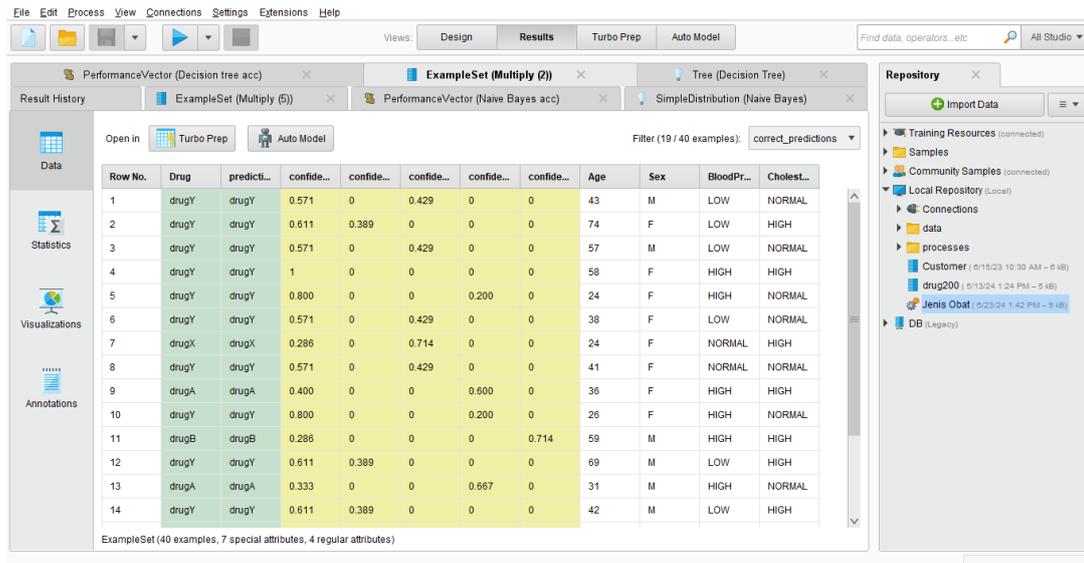
**A. Split Data**

Data dibagi dengan rasio 80:20, yang Dimana 80% digunakan sebagai data training dan 20% sebagai data testing dari total dataset. Hal ini dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model.

**Tabel 1.** Split data training dan testing

<i>Data Training dan Data Testing</i>	
<i>Traning Dataset</i>	160
<i>Testing Dataset</i>	40

Pada tabel diatas, merupakan pembagian data yang Dimana data dibagi jadi 2 bagian ialah data training dan data testing. Membagi data dengan rasio 80:20 merupakan strategi yang umum digunakan untuk memastikan bahwa model dapat bekerja secara efektif dan diuji dengan benar.



**Gambar 2.** Tampilan prediksi benar

Gambar di atas merupakan prediksi benar yang mana di ambil dari sampel data yang di ambil dari data set sebanyak 20% dari jumlah data.

**Tabel 2.** Hasil uji 20%

	True Positif	True Negative
False Positif	13	6
False Negative	5	16

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= (13+6)/(13+5+6+16) \\
 &= 19/40 \\
 &= 0,475/ 47,5\%
 \end{aligned}$$

Dalam tabel dan hasil perhitungan di atas menunjukkan bahwa hasil data uji 20% dari pengujian model klasifikasi pada 20% dari total dataset yang digunakan sebagai data testing. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model decision tree memiliki nilai akurasi sebesar 47,5% yang berarti 47,5% dari model decision tree mampu melakukan klasifikasi data dengan benar.

**B. Hasil Pengujian**

Pada tahap ini, pengujian dilakukan pada model untuk mengevaluasi Tingkat akurasi dalam mengklasifikasi pemilihan obat. Evaluasi akurasi melibatkan perbandingan hasil klasifikasi dari pengujian menggunakan metode decision tree dengan label yang telah ditetapkan terhadap setiap kategori yang diterapkan pada data uji.

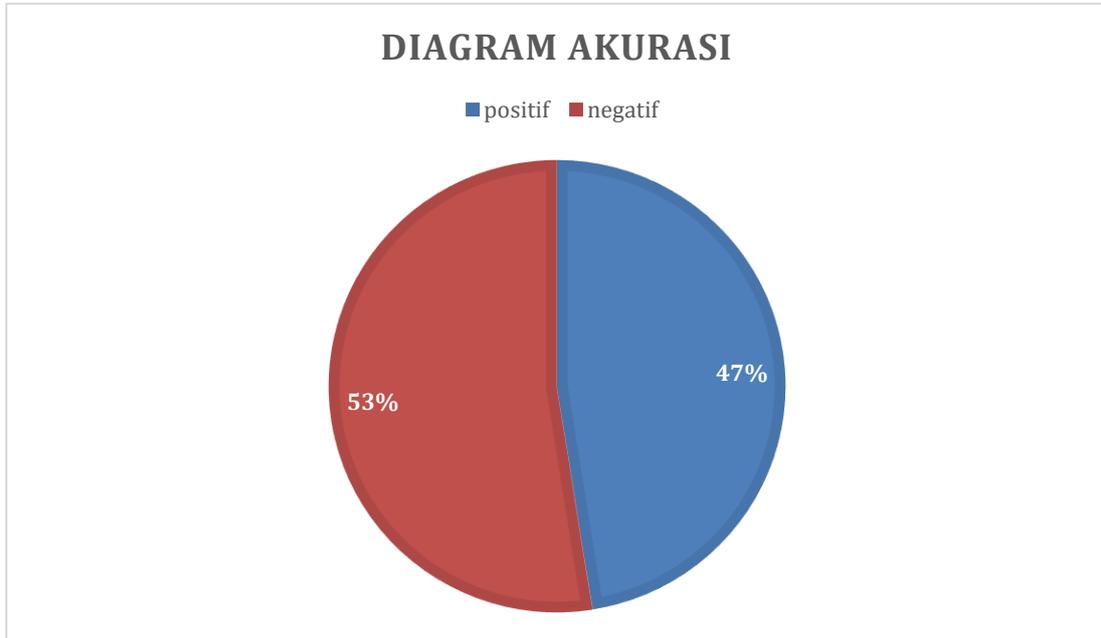
**C. Tujuan Pengujian**

Tujuan dari pengujian dalam tugas akhir ini adalah untuk mengevaluasi seberapa akurat model klasifikasi penyakit diabetes yang dihasilkan dari pemodelan. Penelitian ini menggunakan label klasifikasi penyakit diabetes yang awalnya disertakan dalam Kumpulan data pengujian secara akurat

menentukan Tingkat kesalahan klasifikasi.

*D. Pengujian dan Validasi*

Dataset yang dipakai dalam penelitian ini terbentuk dari 200 data, dengan hasil positif sebanyak 95 dan negatif sebanyak 105. Data tersebut dibagi menjadi dua bagian yaitu, 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing, untuk mengevaluasi akurasi model Decision Tree.

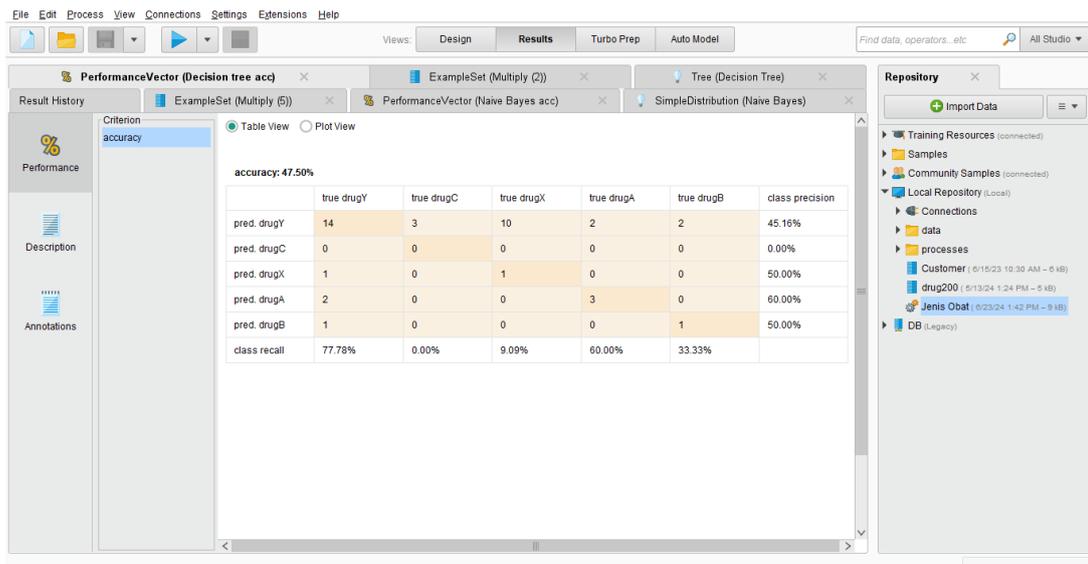


**Gambar 3.** Tampilan persentase nilai positif dan negatif

Gambar 3. merupakan pengujian dan validasi dari hasil positif dan negatif merupakan proses penting untuk memastikan keakuratan dan diagnosis yang benar untuk mengambil Tindakan yang tepat.

*E. Evaluasi*

Berikut adalah perbandingan akurasi dari algoritma decision tree and naïve bayes :



**Gambar 4.** Tampilan akurasi decision tree

	true drugY	true drugC	true drugX	true drugA	true drugB	class precision
pred. drugY	10	2	6	3	1	45.45%
pred. drugC	2	1	0	0	0	33.33%
pred. drugX	4	0	5	0	0	55.56%
pred. drugA	1	0	0	2	0	66.67%
pred. drugB	1	0	0	0	2	66.67%
class recall	55.56%	33.33%	45.45%	40.00%	66.67%	

**Gambar 5.** Tampilan akurasi naive bayes

Dari gambar di atas dapat di lihat bahwa akurasi naïve bayes lebih tinggi dari decision tree tetapi bukan berarti algoritma decision tree tidak akurat hanya saja tingkat efektifitas nya tidak lebih lebih baik dari naïve bayes dan faktor dari dataset yang kita gunakan juga.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis sentiment pemilihan obat menggunakan metode decision tree terdapat beberapa Kesimpulan bahwa: Tingkat akurasi dan ketepatan dalam penelitian menggunakan metode decision tree dalam menganalisis sentiment ini cukup efektif mencapai angka 47,5%, Penggunaan data training yang semakin besar tidak selalu meningkatkan nilai akurasi yang tinggi. Pengujian kombinasi data dengan perbandingan 80:20 menunjukkan bahwa akurasi yang di peroleh tidak terlalu buruk dan dapat di gunakan. Dalam keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa metode decision tree dapat digunakan sebagai salah satu metode yang efektif untuk mengkategorikan pemilihan obat. Hasil penelitian ini dapat membantu dalam pengembangan sistem pemilihan obat yang lebih akurat dan efektif. Penggunaan metode decision tree dapat dikatakan sangat baik atau sangat memuaskan untuk mengkategorikan pengujian dan penelitian ini. Tidak selalu metode decision tree akan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi jika di banding kan dengan metode yang lainnya. Decision tree dapat menjadi tidak efisien dan lambat untuk data yang sangat besar karena kompleksitas komputasi yang meningkat dengan bertambahnya ukuran data. Bagian kesimpulan tidak harus ada. Meskipun kesimpulan mungkin merangkum poin utama di dalam artikel, jangan menyalin abstrak sebagai kesimpulan. Sebuah kesimpulan mungkin saja menegaskan dalam pentingnya hasil pekerjaan ataupun saran untuk pengembangan lebih lanjut.

Berdasarkan penelitian di atas terdapat beberapa saran yang mungkin dapat dilakukan untuk mengembangkan penelitian lebih lanjut agar hasil yang di harapkan lebih memuaskan, lebih akurat dan lebih efisien. Kita dapat mencari dataset yang lebih compatible untuk digunakan pada metode decision tree. Bandingkan terlebih dahulu mana tingkat akurasi yang lebih tinggi dari beberapa metode yang akan digunakan dalam penelitian. Fokuskan pada metode yang ingin kita gunakan mulai dari perhitungan dan pengujian nya agar penelitian dapat sempurna dan akurat

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ula and A. Faridhatul Ulva, "IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING DENGAN MODEL CASE BASED REASONING DALAM MENDAGNOSA GIZI BURUK PADA ANAK," *JIK*, vol. 5, no. 2, 2021.

- [2] A. H. Nasrullah, "IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI PRODUK LARIS," vol. 7, no. 2, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.fikom-unasman.ac.id>
- [3] E. Tua Marbun, K. Erwansyah, J. Hutagalung, P. Studi Sistem Informasi, and S. Triguna Dharma, "Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Kolesterol Pada Remaja Menggunakan Metode Certainty Factor", [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jjsi>
- [4] M. Hanun Siregar and R. Sartika, "Hubungan Umur dan Obesitas Sentral dengan Kadar Kolesterol Total Penduduk Indonesia."
- [5] I. Budi Trisno and M. Agung Raharja, "WEBINAR ARTIFICIAL INTELLIGENCE DAN MACHINE LEARNING," *JPM J. Pengabd. Mandiri*, vol. 2, no. 11, 2023, [Online]. Available: <http://bajangjournal.com/index.php/JPM>
- [6] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, "Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir," 2021. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [7] S. Fitria Jayusman *et al.*, "Relawan Pajak Mengajak Masyarakat Sadar Pentingnya Pajak (Pelaksanaan Program Relawan Pajak Mahasiswa UMN Al Washliyah Tahun 2022)," *J. PKM J. Liaison Acad. Soc. (J-LAS)*, no. 2, pp. 96–101, 2022, [Online]. Available: <https://j-las.lemkomindo.org/index.php/J-LAS>
- [8] S. F. Damanik, A. Wanto, and I. Gunawan, "Penerapan Algoritma Decision Tree C4.5 untuk Klasifikasi Tingkat Kesejahteraan Keluarga pada Desa Tiga Dolok." [Online]. Available: <https://ejournal.catuspata.com/index.php/jkdn/index>
- [9] Aditya Quantano Surbakti, Regiolina Hayami, and Januar Al Amien, "Analisa Tanggapan Terhadap Psbb Di Indonesia Dengan Algoritma Decision Tree Pada Twitter," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.)*, vol. 2, no. 2, pp. 91–97, Dec. 2021, doi: 10.37859/coscitech.v2i2.2851.
- [10] R. Permatasari, E. Suriani, and D. Kurniawan, "HUBUNGAN KADAR KOLESTEROL TOTAL DENGAN TEKANAN DARAH PADA PASIEN HIPERTENSI PADA USIA  $\geq$  40 TAHUN," *J. Labora Med.*, vol. 6, pp. 16–21, 2022.