

Penerapan Algoritma Decision Tree Pada Analisis Crypto Trading

Abdurahman Wahid

Universitas Bina Sarana Informatika
Jurusan Teknik dan Informatika, FTI BSI, Bekasi
e-mail: @abdurahmanw87@gmail.com

Abstrak

Crypto trading merupakan aktivitas perdagangan aset digital yang semakin populer seiring dengan meningkatnya adopsi mata uang kripto seperti Bitcoin dan Ethereum. Untuk mencapai kesuksesan dalam perdagangan ini, analisis yang akurat dan keputusan yang tepat sangat diperlukan. Algoritma Decision Tree adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk menganalisis data crypto trading guna membuat keputusan yang lebih informatif. Penelitian ini membahas penerapan algoritma Decision Tree dalam menganalisis pergerakan harga mata uang kripto. Hasil dari analisis menunjukkan bahwa algoritma ini mampu mengidentifikasi pola dan tren yang signifikan, sehingga membantu trader dalam menentukan strategi perdagangan yang optimal. Penerapan Decision Tree juga memberikan keuntungan dalam hal interpretabilitas hasil, yang memudahkan trader untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi keputusan perdagangan. Dengan demikian, penggunaan algoritma Decision Tree diharapkan dapat meningkatkan efektivitas dan efisiensi dalam crypto trading serta mengurangi risiko yang terkait dengan volatilitas pasar.

Kata kunci : Crypto trading, algoritma Decision Tree, analisis data, mata uang kripto, strategi perdagangan, interpretabilitas hasil, volatilitas pasar.

Abstract

Crypto trading is an increasingly popular digital asset trading activity due to the growing adoption of cryptocurrencies like Bitcoin and Ethereum. Accurate analysis and precise decision-making are essential for success in this trading. The Decision Tree algorithm is one method that can be used to analyze crypto trading data to make more informative decisions. This study discusses the application of the Decision Tree algorithm in analyzing cryptocurrency price movements. The analysis results show that this algorithm can identify significant patterns and trends, thus helping traders determine optimal trading strategies. The application of the Decision Tree also provides advantages in terms of result interpretability, making it easier for traders to understand the factors influencing trading decisions. Therefore, the use of the Decision Tree algorithm is expected to enhance effectiveness and efficiency in crypto trading while reducing the risks associated with market volatility

Keywords : Crypto trading, Decision Tree algorithm, data analysis, cryptocurrency, trading strategy, result interpretability, market volatility

1. PENDAHULUAN

Trading merupakan ide atau praktik penggunaan internet untuk membeli dan menjual barang dan jasa dikenal sebagai perdagangan. Perdagangan aset dan mata uang digital adalah dua contoh jenis perdagangan yang berbeda. Pertukaran yang mempunyai tingkat peluang yang sangat kecil dibandingkan dengan pertukaran lainnya adalah pertukaran mata uang digital. Ekonomi digital, termasuk e-commerce, diperkirakan akan mendominasi Indonesia di tahun-tahun mendatang. Sejak awal tahun 2010, sejumlah platform perdagangan mata uang kripto, termasuk *Bitcoin*, *Ethereum*, dan mata uang kripto populer lainnya telah didirikan di Indonesia. Namun seiring dengan pertumbuhan pasar aset kripto, regulasi di Indonesia masih dalam tahap pengembangan (Saputra, 2024). Dalam konteks ini, memahami tren dan prospek perdagangan aset kripto di Indonesia menjadi penting untuk memberikan wawasan tentang arah pasar di masa depan, dampaknya terhadap ekonomi dan masyarakat, serta peran yang dapat dimainkan oleh pemerintah dan pemangku kepentingan lainnya dalam mengelola perkembangan ini secara efektif. Dengan latar belakang ini, penelitian tentang lanskap perdagangan aset kripto di Indonesia menjadi relevan dan mendesak untuk dilakukan (Saputra, 2024).

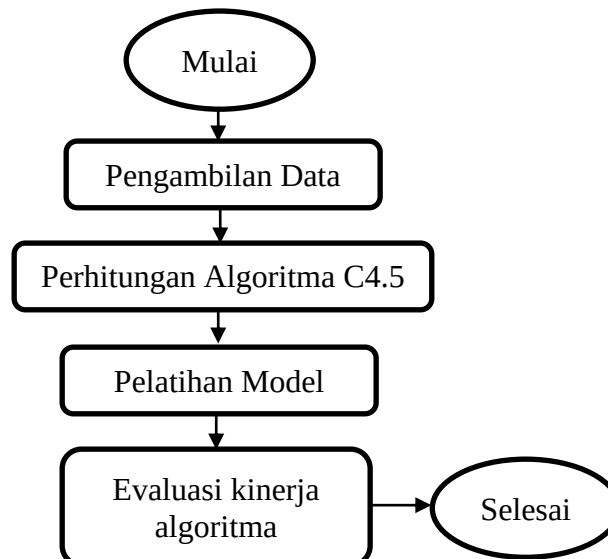
2. METODE PENELITIAN

2.1 Proses dan Langkah Penelitian

Dalam mengarahkan pemeriksaan dengan judul penerapan algoritma *Decision Tree* analisis *Crypto Trading* dalam *Machine Learning* penulis menggunakan *software rapidminer*.

2. 1.1 Kerangka Penelitian

Penelitian ini penulis memulai perumusan masalah dengan pengambilan data pada situs *kaggle.com* pemilihan algoritma dari *machine learning*, pengolahan data, pelatihan model dan evaluasi hasil algoritma.



Gambar 1 Kerangka Penelitian, 2024

2. 1.2 Pengambilan Data

Data sekunder yang dikumpulkan dari situs *Kaggle* akan menjadi sumber data untuk penelitian ini. Data sumber terbuka tentang topik ilmu data dapat ditemukan di situs web ini. Karena data yang diperoleh relevan dengan topik penulis, maka penulis menggunakan data yang diperoleh dari situs *kaggle.com* untuk tujuan tersebut. Dataset yang didapat penulis berisi mengenai *trading crypto* berupa *Moving Average*. Dalam angka penelitian tersebut mempunyai arti tersendiri yang menghasilkan optimalisasi *crypto trading*.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
	Name	Chg % x	1W Chg %	1M Chg %	3-Month Perf	6-Month Perf	YTD Perf	Yearly Per Volatility	Moving A	RSI14	Stoch %K	Stoch %D	Mkt Cap	Avail Coin	Total Coin	Coin Traded	Vol				
1	Bitcoin	-4.17%	-4.17%	-11.25%	-5.52%	-29.62%	-12.62%	-32.51%	5.36%	Sell	37.56 N	5.25 N	6.54	767.55B	19.009M	21M	29.824B				
2	Ethereum	-5.67%	-5.67%	-7.99%	-6.80%	-16.27%	-17.82%	41.32%	7.91%	Sell	43.66 N	16.32 N	21.44	363.531B	120.336M	120.336M	20.389B				
3	Tether	-0.01%	-0.01%	-0.02%	-0.04%	-0.02%	-0.00%	0.04%	1.24%	Sell	43.08 N	91.66 S	92.03	82.523B	82.535B	85.616B	67.009B				
4	Binance C	-3.88%	-3.88%	-6.36%	-13.35%	-14.67%	-21.44%	-32.67%	5.48%	Sell	43.44 N	15.08 N	24.9	66.311B	165.117M	165.117M	2.109B				
5	XRP	-6.43%	-6.43%	-13.34%	-6.30%	-37.44%	-14.85%	-51.89%	7.79%	Sell	34.18 N	5.49 N	7.79	33.978B	48.135B	100B	2.059B				
6	Solana	-7.70%	-7.70%	-16.62%	-26.95%	-30.79%	-39.74%	258.47%	10.55%	Sell	44.50 N	16.32 N	25.12	33.622B	327.952M	511.617M	2.125B				
7	Cardano	-7.31%	-7.31%	-16.73%	-19.95%	-56.58%	-27.29%	-27.63%	10.72%	Sell	40.00 N	6.36 N	8.07	32.086B	33.739B	45B	1.275B				
8	Terra	-6.19%	-6.19%	-16.37%	17.26%	135.58%	0.83%	489.13%	9.28%	Sell	40.38 N	10.83 N	18.99	30.585B	354.85M	748.385M	2.897B				
9	HEX	-8.96%	-8.96%	-22.00%	-46.76%	-68.99%	-57.44%	533.32%	11.54%	Sell	39.73 N	16.99 N	20.81	21.029B	173.411B	633.543B	16.719M				
10	Avalanche	-7.82%	-7.82%	-23.43%	-16.70%	35.68%	-31.75%	120.90%	9.48%	Sell	37.11 N	5.25 N	10.53	20.027B	268.293M	395.891M	1.078B				
11	Dogecoin	-5.27%	-5.27%	1.60%	-8.91%	-39.86%	-17.83%	96.74%	9.52%	Sell	50.59 N	25.12 N	27.5	18.587B	132.671B	132.671B	1.606B				
12	Polkadot	-7.75%	-7.75%	-16.92%	-30.63%	-57.46%	-33.50%	-56.15%	9.85%	Sell	37.30 N	5.94 N	8.94	17.51B	987.579M	1.103B	945.193M				
13	SHIBA INU	-4.04%	-4.04%	-11.30%	-15.66%	-18.34%	-29.53%	-23.57%	10.45%	Sell	41.97 N	16.05 B	15.65	12.863B	549.063T	589.735T	707.326M				
14	Wrapped	-4.25%	-4.25%	-11.31%	-5.56%	-29.68%	-12.60%	-32.53%	5.28%	Sell	37.74 N	4.88 N	6.19	11.142B	275.93K	275.93K	383.833M				
15	NEAR Prot	-2.67%	-2.67%	15.24%	-15.01%	111.72%	4.98%	128.02%	9.35%	Sell	55.16 N	50.65 N	62.91	10.221B	666.163M	1B	1.464B				
16	Dai	0.09%	0.09%	0.08%	0.09%	0.02%	0.12%	0.05%	0.12%	Buy	58.27 N	67.22 N	65.04	9.276B	9.267B	9.267B	496.301M				
17	Cosmos	-5.91%	-5.91%	-13.74%	-35.58%	-27.97%	-23.18%	12.95%	7.48%	Sell	36.81 N	6.15 N	9.4	7.132B	286.37M	1B	549.338M				
18	ChainLink	-7.81%	-7.81%	-16.96%	-47.18%	-45.26%	-27.98%	-57.54%	9.60%	Sell	38.19 N	7.02 N	8.67	6.563B	467.01M	1B	524.426M				
19	Uniswap	-6.62%	-6.62%	-18.47%	-42.29%	-62.70%	-45.81%	-74.89%	8.58%	Sell	39.91 N	9.05 N	11.04	6.349B	689.04M	1B	200.112M				
20	Bitcoin Ca	-4.88%	-4.88%	-21.04%	-17.93%	-48.77%	-29.44%	-54.97%	6.68%	Sell	35.46 N	3.32 N	4.72	5.788B	19.033M	21M	4.179B				
21	FTX Token	-6.17%	-6.17%	-13.81%	5.80%	-22.19%	10.18%	-20.20%	7.88%	Sell	36.48 N	6.61 N	7.57	5.775B	137.174M	352.17M	125.132M				
22	UNUS SED	-1.88%	-1.88%	0.23%	56.67%	107.91%	55.46%	176.76%	4.30%	Sell	47.33 N	26.86 N	26.11	5.577B	953.954M	985.24M	5.481M				

Gambar 2 Kerangka Penelitian, 2024

3. 2 Metode Pengolahan dan Analisis Data

Dalam penelitian ini menggunakan sampel dari dataset *Crypto Trading* yang diperoleh dari *kaggle.com*. Data yang terkumpul sebanyak 607 data yang terdiri dari *name*, *Chg % x*, *1W Chg%*, *1M Chg%*, *3-month Perf*, *6-Month Perf*, *YTD Perf*, *Yearly*, *Moving Average*, *RSI14*, *Mkt Cap*, *Avail Coin*, *Total Coin*, *Traded Vol*.

1. Pre-Processing Data

Pre-processing merupakan tahapan awal dalam mengolah data input untuk mencari data yang memiliki *missing value*, *duplicate* data maupun *noise* untuk memastikan kualitas data. Namun untuk dataset *Crypto Trading* tidak terdapat *missing value*. Kemudian melakukan transformasi data untuk normalisasi atau standarisasi data numerik agar memiliki skala yang sama.

2. Splitting Data

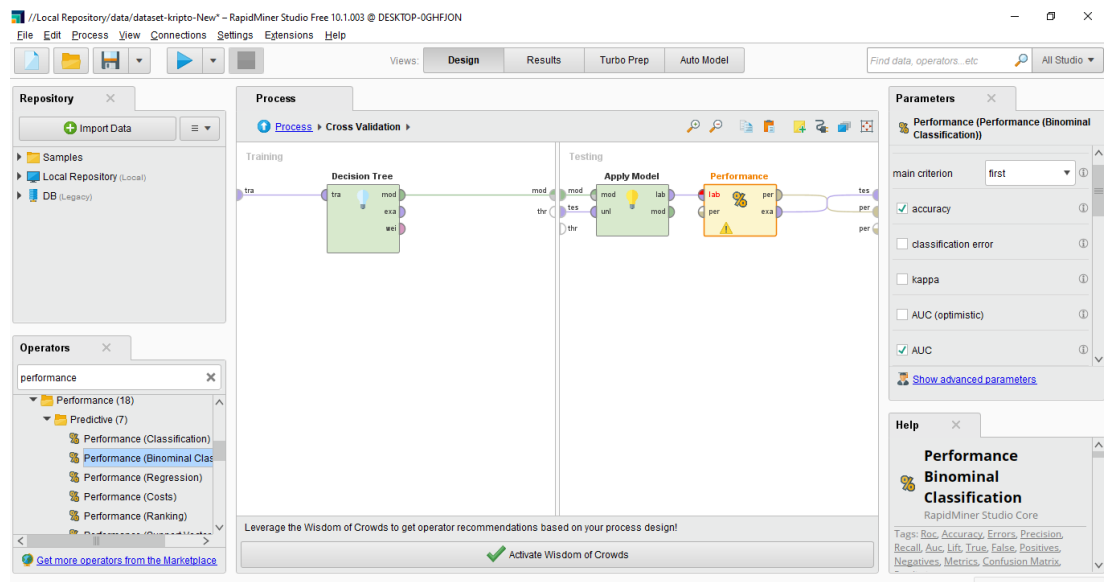
Data dibagi menjadi dua subset yaitu *testing* data, *training* data dan *validation* data dengan proporsi yang umumnya 90:10. Pembagian data ini bertujuan untuk melatih model pada data latih dan menguji performa model pada data uji.

2. 2.1 Pelatihan Model

Pilihan algoritma selama langkah pelatihan model sangat penting untuk hasil penelitian. Algoritma *decision tree*, algoritma pembelajaran mesin, dipilih oleh penulis. Berdasarkan jurnal dan publikasi ilmiah terkait, algoritma *decision tree* dipilih karena merupakan algoritma yang fleksibel dan mampu melakukan prediksi dengan baik.

2. 2.2 Evaluasi Kinerja Algoritma

Disini penulis menggunakan *Rapidminer* versi 10.1 sebagai alat pengolahan datanya. Untuk membuat model prediktif dengan cepat, *Rapidminer* adalah alat penambangan data yang hebat. Semua proyek penambangan data dapat didukung oleh ratusan pembelajaran mesin dan algoritma persiapan data dari alat ini. Program ini memungkinkan klien untuk memasukkan informasi, termasuk kumpulan data, dan teks, yang kemudian dipecah secara konsekuensial dan cerdas untuk cakupan yang luas. (Agus Oka Gunawan et al., 2023). Di dalam perangkat tersebut diharapkan dapat membantu penelitian ini. Berikut tampilan *interface* dibawah ini dari perangkat lunak *Rapidminer*:



Gambar 3 Operator Cross Validation dan Decision Tree

Pada perangkat lunak *rapidminer* mempunyai operator yang dipilih penulis untuk mendapatkan hasil berupa *accuracy*, *presicion*, *class recall*, *F1-Score* dan *Confusion Matrix*.

- Accuracy*: Persentase prediksi yang benar dari total prediksi.
- Precision*: Proporsi prediksi positif yang benar-benar positif.
- Class Recall*: Proporsi data positif yang berhasil diidentifikasi dengan benar.
- F1-Score*: Ringkasan rata-rata harmonik dari presisi dan perolehan.
- Confusion Matrix*: Alat evaluasi kinerja yang penting untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang hasil prediksi model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan atribut-atribut yang diperoleh dari data sebelumnya, penulis *decision tree* harus menghitung total entropi beli dan jual setiap kelas. Nilai entropinya sebagai berikut: 607 data, 398 data *sell*, dan 209 data *hold* diketahui dari data di atas:

Rumus *Entropy*:

$$S = \sum_{i=1}^n -p_i * \log_2 p_i$$

S = Himpunan kasus

n = Jumlah partisi S

p_i = proporsi dari s_i terhadap s

$$S = \left(-\frac{398}{607} * \log_2 \left(\frac{398}{607} \right) \right) + \left(-\frac{209}{607} * \log_2 \left(\frac{209}{607} \right) \right)$$

$$p1 = \frac{398}{607} = 0.655$$

$$\log_2 (0.655) = -0.615$$

$$0.655 * (-0.615) = 0.403$$

$$p2 = \frac{209}{607} = 0.345$$

$$\log_2 (0.345) = -1.537$$

$$0.345 * (-1.537) = 0.525$$

$$\text{Jumlah} = 0.403 + 0.525 = 0.929$$

Jadi, hasil perhitungan *Entropy* (S) adalah 0.929. saat menginterpretasi hasilnya: $S = 0.929$

Dalam algoritma pembelajaran mesin berbasis *decision tree*, rasio penguatan adalah metrik yang digunakan untuk memilih atribut terbaik. Entrofi harus dihitung untuk setiap kasus untuk mendapatkan nilai gain untuk setiap atribut. Begini cara kerjanya:

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} * \text{Entropy}(S_i)$$

S = Himpunan Kasus

A = Atribut

n = Jumlah Partisi Atribut A

$|S_i|$ = Jumlah Kasus pada partisi ke- i

$|S|$ = Jumlah Kasus dalam S

$$\text{Gain}(S, A) = 0.929 - \left(\frac{607}{398} * 0.929 \right) = -0.488$$

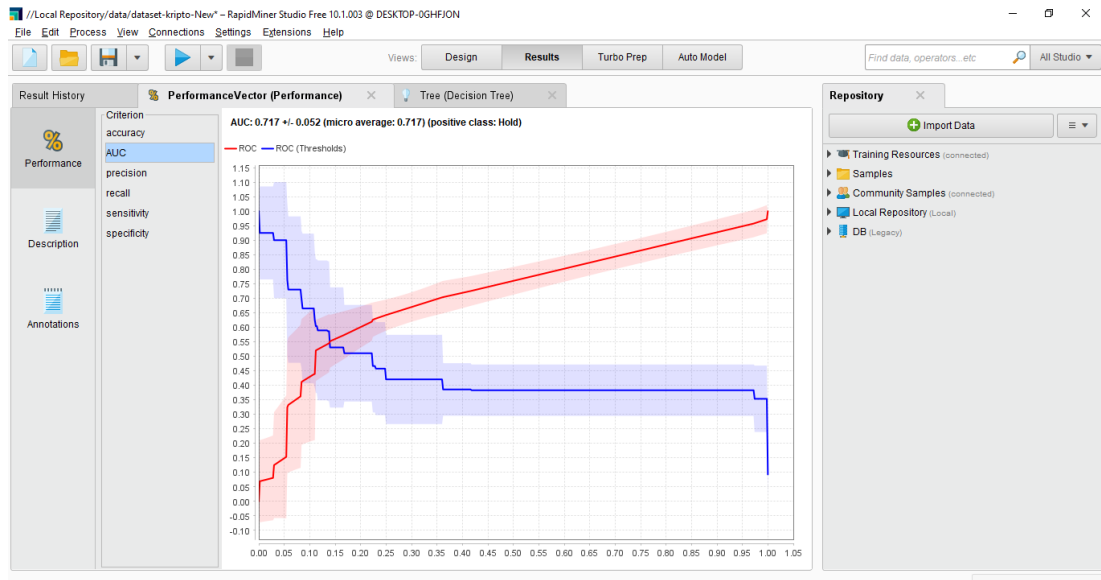
Berikut hasil nilai *entropy* dan *gain* dijelaskan pada Tabel 1

Tabel 1
Hasil *Entropy* dan *Gain*

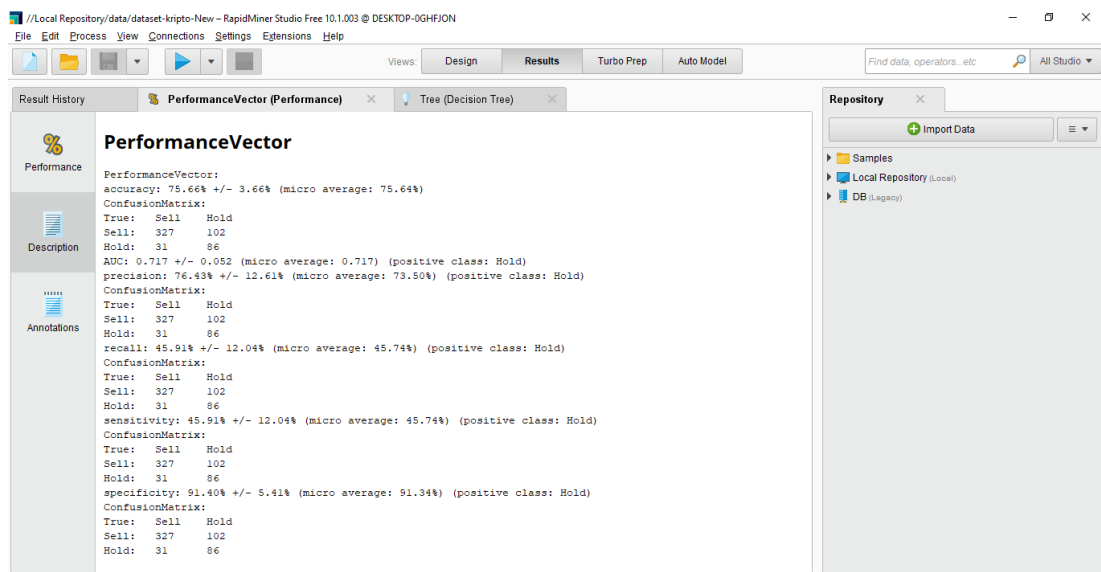
Label/Atribut	Jumlah kasus (S)	<i>Sell</i>	<i>Hold</i>	<i>Entropy</i>	<i>Gain</i>
---------------	------------------	-------------	-------------	----------------	-------------

Moving Average	607	398	209	0.929	-0.488
----------------	-----	-----	-----	-------	--------

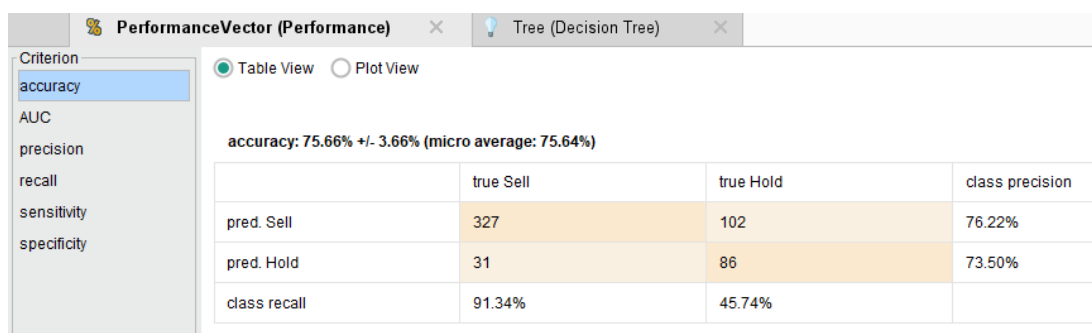
Sumber: (Hasil Penelitian, 2024)



Gambar 4 *Performance AUC dan Curva ROC*



Gambar 5 *Hasil Performance Vector*



	true Sell	true Hold	class precision
pred. Sell	327	102	76.22%
pred. Hold	31	86	73.50%
class recall	91.34%	45.74%	

Gambar 6 Hasil Pengujian Tingkat Accuracy dari *Confusion Matrix*

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan oleh penulis dengan menggunakan algoritma *decision tree* C4.5 diperoleh nilai *accuracy* sebesar 75.66%. Kemudian diperoleh nilai itu sebesar *precision* 76.43 %, *sensitivity* sebesar 45.91% dan *specifity* sebesar 91.40%. Sedangkan nilai klasifikasi kinerjanya menggunakan *gain* rasio yang mencapai 75,66%, *true sell class recall* sebesar 91,34%, dan *true hold class recall* sebesar 45,74%. Hal ini menghasilkan presisi kelas sebesar 76,22 persen untuk prediksi jual dan 73,50 persen untuk prediksi beli. dimana nilai positif sebenarnya dari 327 catatan dan nilai negatif sebenarnya dari 102 catatan dihitung untuk mencapai tingkat presisi ini. Ditemukan tiga catatan negatif palsu 86 dan 31 catatan positif palsu. Tingkat ketepatan dalam ujian eksplorasi ini luar biasa. Selain itu, penanganan informasi ini cenderung dianggap sangat berguna, mempercepat dan mempermudah karakterisasi.

5. SARAN

Berikut beberapa saran yang dapat dijadikan acuan dalam rangka penyempurnaan penelitian ini:

1. Untuk membandingkan performa model, peneliti selanjutnya dapat menggunakan algoritma klasifikasi data lain seperti *Random Forest*, *Deep Learning*, atau *Naive Bayes*.
2. Kumpulan data yang lebih besar dengan lebih banyak catatan dapat digunakan untuk penelitian tambahan. Selain itu, pemeriksaan juga dapat dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang lebih banyak.
- 3.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dengan mengucapkan puji syukur kepada Allah S.W.T kupersembahkan untuk: Bidadari surgaku, Ibunda Siti Aminah. Terima kasih sebesar-besarnya penulis berikan kepada beliau atas segala bentuk cinta sekaligus peran ayah selama dua puluh empat tahun yang telah membesarkan aku dan selalu membimbing, mendukung, memotivasi, dan doa yang diberikan selama ini. Ibu menjadi penguat dan pengingat paling hebat.
Terima kasih sudah menjadi tempatku untuk pulang bu.

DAFTAR PUSTAKA

- Agus Oka Gunawan, I. M., Indah Saraswati, I. D. A., Riswana Agung, I. D. G., & Eka Putra, I. P. (2023). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma Decision Tree Series C4.5 Dengan Rapidminer. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(2). <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i2.775>
- Amanda, U. R., & Utomo, D. P. (2021). Penerapan Data Mining Algoritma Hash Based Pada Data Pemesanan Buah Impor Cv. Green Uni Fruit. *KOMIK (Konferensi Nasional Teknologi Informasi Dan Komputer)*, 5(1), 86–93. <https://doi.org/10.30865/komik.v5i1.3653>
- Anggraiwan, Y., & Siregar, B. (2022). KLASIFIKASI HARGA MOBIL MENGGUNAKAN METODE DECISION TREE ALGORITMA C4.5. *Computatio : Journal of Computer Science and Information Systems*, 6(2). <https://doi.org/10.24912/computatio.v6i2.19994>
- Atikah, I. (2023). Perlindungan Hukum Pelanggan Aset Kripto Transaksi Perdagangan Berjangka Komoditi Indonesia. *SALAM: Jurnal Sosial Dan Budaya Syar-I*, 10(2), 529–550. <https://doi.org/10.15408/sjsbs.v10i2.31691>
- Fatma, Y. L., & Rochmawati, N. (2024). Prediksi Siswa Putus Sekolah Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5. *Journal of Informatics and Computer Science*, 05, 486–493.
- Nasrullah, A. H. (2021). IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI PRODUK LARIS. *JURNAL ILMIAH ILMU KOMPUTER*, 7(2). <https://doi.org/10.35329/jiik.v7i2.203>
- Nata, A., & Suparmadi, S. (2022). Analisis Sistem Pendukung Keputusan Dengan Model Klasifikasi Berbasis Machine Learning Dalam Penentuan Penerima Program Indonesia Pintar. *Journal of Science and Social Research*, 5(3), 697. <https://doi.org/10.54314/jssr.v5i3.1041>
- P, B. C., & Hidayat, T. (2024). Optimasi Algoritma C4 . 5 Menggunakan Metode Forward Selection Dan Stratified Sampling Untuk Prediksi Kelayakan Mahasiswa Penerima Beasiswa. 4(6), 3005–3012. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i6.1933>
- Saputra, A. R. (2024). Trends and Prospects for Crypto Asset Trading in Indonesia Tren dan Prospek Perdagangan Aset Kripto di Indonesia. 3(6), 1285–1292.
- Sudarsono, B. G., Leo, M. I., Santoso, A., & Hendrawan, F. (2021). ANALISIS DATA MINING DATA NETFLIX MENGGUNAKAN APLIKASI RAPID MINER. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(1). <https://doi.org/10.30813/jbase.v4i1.2729>
- Wahyono, T. (2021). *Fundamental of Python for Machine Learning Dasar-Dasar Pemrograman Python untuk Machine Learning dan Kecerdasan Buatan Edisi Revisi. September 2018.*
-