Jurnal TEKINKOM, Volume 5, Nomor 1, Juni 2022 *E-ISSN: 2621-3079*
DOI: 10.37600/tekinkom.v5i1.435 *ISSN: 2621-1556*

IMPLEMENTASI ALGORITMA *DECISION TREE* C4.5 DENGAN IMPROVISASI *MEAN* DAN *MEDIAN* PADA DATASET NUMERIK

Neni Febiani[1)], Abd. Charis Fauzan[2)], Muhamat Maariful Huda[3)].
[1,2,3] Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Eksakta, Universitas Nahdlatul Ulama Blitar
email: nenifebiani6@gmail.com[1], abdcharis@unublitar.ac.id[2], muhamatmaariful@unublitar.ac.id[3]

Abstract

The decision tree is a method of classifying data mining. The decision tree has one type of algorithm model, namely the C4.5 algorithm. The C4.5 decision tree algorithm is easy to understand because it has a tree-like structure in general. The C4.5 algorithm in handling quantitative data is often less efficient and effective. Based on these problems, this study improvised the numerical attribute dataset using the mean and median in the preprocessing of the data. The improvisation is used to obtain a threshold value, thereby minimizing information loss and time complexity when implementing the C4.5 decision tree in predicting training data. Evaluation of the system used in this study using a confusion matrix. The confusion matrix is used as a benchmark in testing the classification method using data testing. In this study, the dataset was partitioned into three scenarios. In scenario 1 with 70% training data and 20% test data, the highest accuracy is 75%. The improvisation of the mean and median on the numerical attributes in the C4.5 algorithm can be used in this scenario.

Keywords*: Decision Tree, Mean, Median, Dataset, C4.5.*

1. PENDAHULUAN

Klasifikasi merupakan sebuah metode yang biasa digunakan untuk memprediksi atau memperkirakan suatu class pada sebuah dataset. Klasifikasi adalah pengelompokan data kategorik berdasarkan kriteria tertentu. Salah satu jenis klasifikasi yaitu, *decision tree*. Pada penelitian Wibowo [1] yang mengkomparasikan algoritma *decision tree* dengan *naïve bayes* menghasilkan akurasi *decision tree* lebih tinggi dari pada algoritma *naïve bayes*.

Decision tree memiliki model algoritma C4.5, algoritma ini sangat terkenal pada dunia penelitian sesuai dengan pernyataan Azwanti dan Elisa [2]. Kelebihan algoritma ini yaitu, dalam memprediksi menggunakn pohon keputusan sehingga lebih mudah dipahami.

Algoritma *decision tree C4.5* merupakan pengembangan dari algoritma ID3. Algoritma *Decision tree C4.5* atau yang biasa dikenal dengan pohon keputusan yaitu, jenis klasifikasi pada data mining untuk memberikan keputusan atau prediksi pada objek atau class. Dalam proses mengklasifikasi tingkatan dalam membuat pohon keputusan dimulai dari menentukan akar, kemudian membuat cabang dengan nilai gain tertinggi sampai menemukan cabang yang classnya sama, berdasarkan pernyataan Masulloh dan Fitriyani [3]. Untuk mendapatkan akar dan cabang pada pohon keputusan menggunakan gain tertinggi atau informasi gain.

Menurut Budiman dan Paradani [4], informasi gain dapat diperoleh berdasarkan persamaan *entropy*. *Entropy* dihasilkan dari *entropy* seluruh data dan *entropy* pada masing-masing atribut yang terdapat pada dataset. Hasil dari informasi gain menentukan tempat atribut untuk *node* pada pohon keputusan (*Decision tree*). Informasi gain juga menentukan *rule* algoritma C4.5 dalam membuat keputusan pada *Decision tree.*

Proses menentukan *rule* melibatkan *preprocessing* data untuk menyeleksi sebuah atribut atau fitur dalam dataset. Dataset yang memiliki banyak atribut sangat rentan terhadap kemiripan data atau redudensi data yang tidak diperlukan. Menurut Cahyani dan Muslim [5],

E-ISSN: 2621-3079
ISSN: 2621-1556

teknik *Preprocessing* data diperlukan untuk dapat meningkatkan kualitas data dan menghasilkan hasil yang lebih akurat. Pada sebuah dataset tidak hanya berisi atribut kategorikal saja, terkadang dataset juga memiliki atribut numerik. Atribut numerik memiliki domain yang sangat besar, bahkan tidak terbatas dalam data mining.

Algoritma decision tree C4.5 dalam mendapatkan informasi berdasarkan atribut yang telah diberikan. Algoritma C4.5 terkadang kehilangan banyak informasi ketika atribut bernilai numerik. Untuk meningkatkan kualitas performa algoritma C4.5 maka beberapa peneliti memodifikasi dan mengkoparasikan algoritma tersebut [6]–[8].

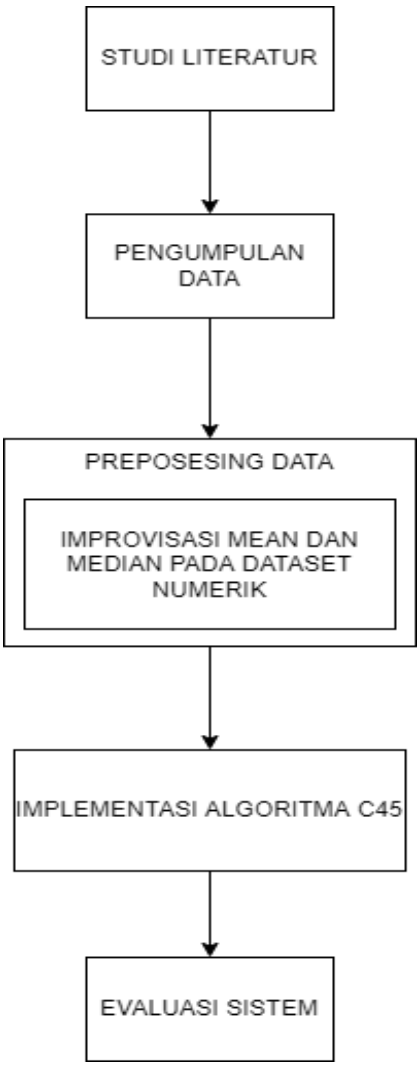
Menurut Ferchichi [6], algoritma C4.5 dalam menangani data kuantitatif seringkali kurang efisien dan efektif sehingga, pada penelitianya memodifikasi pada tahap *preprosesing* data menggunakan *mean* untuk menemukan nilai ambang batas. Berdasarkan hal tersebut, maka penelitian ini mengimprovisasi *preprosesing* data pada atribut numerik. Improvisasi dilakukan dengan menggunakan *mean* dan *median* untuk mendapat nilai ambang batas atribut numerik sebelum melakukan prediksi dataset menggunakan metode algoritma decision tree C4.5. Hal ini dilakukan untuk meminimalisir kehilangan informasi dan komplesitas waktu dalam preprosesing dataset.

Kontribusi keilmuan dalam penelitian ini adalah adanya improvisasi *mean* dan *median* pada dataset numerik dalam mengimplementasikan *decision tree* C4.5. Improvisasi *mean* dan *median* pada dataset numerik dapat menentukan nilai ambang batas pada tahap preprocesing data, sehingga tidak ada lagi kehilangan informasi pada saat memprediksi dataset. Dataset penelitian ini menggunakan prediksi gagal jantung sebagai data uji coba untuk menerapkan improvisasi *mean* dan *median*.

2. METODE PENELITIAN

Rencana dalam penelitian ini dilakukan berdasarkan diagram yang ditunjukkan pada Gambar 1. Penelitian ini dilakukan mulai dari studi literatur yang digunakan sebagai referensi penulis. Pengumpulan data yaitu pencarian dataset yang digunakan sebagai penelitian. *Preprocessing* data dapat dilakukan melalui tahap data cleaning, data transformasi, data reduction. *Preprocessing* penelitian ini ditambahkan dengan improvisasi *mean* dan *median* pada dataset yang memiliki atribut numerik.

Implementasi algoritma C4.5 dilakukan setelah melakukan proses sebelumnya dan diakhiri dengan proses evaluasi sistem. Evaluasi sistem digunakan untuk mengetahui performa sebuah algoritma yang telah digunakan.



Gambar 1. Alur Penelitian

E-ISSN: 2621-3079
ISSN: 2621-1556

3.1. Studi Literatur

Studi literatur digunakan sebagai bahan referensi dalam melakukan sebuah penelitian. Referensi diperoleh melalui jurnal atau penelitian terdahulu, buku, dll.

3.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mencari dataset yang dapat digunakan untuk klasifikasi. Dataset penelitian diambil dari https://www.kaggle.com/fedesoriano/heart-failure-prediction yaitu dataset prediksi penyakit gagal jantung. Data yang diperoleh kemudian dilakukan *preprosesing* terlebih dahulu agar dapat dilakukan perhitungan algoritma C4.5.

Pada dunia kesehatan algoritma decision tree C4.5 kerap digunakan untuk mendiagnosa atau memprediksi sebuah penyakit. Algoritma ini sering digunakan karena strukturnya yang mudah dipahami [5], [9]–[12]. Salah satu prediksi yang menggunakan algoritma C4.5 dalam dunia kesehatan yaitu prediksi penyakit jantung koroner yang dilakukan oleh Alham [12]. Hasil akurasi confucion matrik yang diperoleh dalam pengujian data menggunakan algoritma C4.5 penelitian tersebut adalah 94, 4%.

Pada tahap preprosesing data dilakukan improvisasi *mean* dan *median* untuk memperoleh nilai ambang batas pada atribut numerik. Nilai ambang batas ini digunakan untuk meminimalisir kehilangan informasi dan kompleksitas waktu dalam mengimplementasikan algoritma decision tree C4.5 dalam memprediksi sebuah dataset. Hasil dari implementasi algoritma C4.5 selanjutnya dilakukan evaluasi sistem.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan deskripsi dari kaggle [13] menyatakan bahwa penyebab kematian nomer satu didunia adalah penyakit kardiovaskular (CVDs). CVD merupakan gejala umum yang biasanya muncul ketika terjadi gagal jantung. Tabel 1 merupakan kumpulan data yang berisi 11 atribut yang digunakan untuk memprediksi kemungkinan penyakit jantung.

Kumpulan data atau dataset tersebut memiliki atribut kategorik dan numerik. Dataset yang telah diambil kemudian dipartisi menjadi tiga skenario yaitu 70% data training dan 30% data *testing*, 75% data *training* 25% data *testing*, dan 80% data *training* dan 20% data *testing*. Data *training* yaitu data yang digunakan untuk melatih sedangkan, data *testing* digunakan untuk mengetahui performa algoritma yang digunakan. Pada data *training* yang atributnya bertype numerik dilakukan *preprosesing* dengan menghitung *mean* dan *median* untuk menemukan nilai ambang batas.

Tabel 1. Dataset Prediksi Gagal Jantung

Age	Sex	Chest Pain Type	Resting BP	Cholesterol	Fasting BS	Resting ECG	*MaxHR*	Exercise Angina	Old peak	ST Slope	Heart Disease
40	M	ATA	140	289	0	Normal	172	N	0	Up	0
49	F	NAP	160	180	0	Normal	156	N	1	Flat	1
37	M	ATA	130	283	0	ST	98	N	0	Up	0
48	F	ASY	138	214	0	Normal	108	Y	1,5	Flat	1
54	M	NAP	150	195	0	Normal	122	N	0	Up	0
39	M	NAP	120	339	0	Normal	170	N	0	Up	0
45	F	ATA	130	237	0	Normal	170	N	0	Up	0
54	M	ATA	110	208	0	Normal	142	N	0	Up	0

E-ISSN: 2621-3079
ISSN: 2621-1556

37	M	ASY	140	207	0	Normal	130	Y	1,5	Flat	1
48	F	ATA	120	284	0	Normal	120	N	0	Up	0
37	F	NAP	130	211	0	Normal	142	N	0	Up	0
58	M	ATA	136	164	0	ST	99	Y	2	Flat	1
39	M	ATA	120	204	0	Normal	145	N	0	Up	0
49	M	ASY	140	234	0	Normal	140	Y	1	Flat	1
42	F	NAP	115	211	0	ST	137	N	0	Up	0
54	F	ATA	120	273	0	Normal	150	N	1,5	Flat	0
38	M	ASY	110	196	0	Normal	166	N	0	Flat	1
43	F	ATA	120	201	0	Normal	165	N	0	Up	0
60	M	ASY	100	248	0	Normal	125	N	1	Flat	1
36	M	ATA	120	267	0	Normal	160	N	3	Flat	1
43	F	TA	100	223	0	Normal	142	N	0	Up	0
44	M	ATA	120	184	0	Normal	142	N	1	Flat	0
49	F	ATA	124	201	0	Normal	164	N	0	Up	0

3.1. *Preprocessing* Data

Preprocessing data dilakukan guna untuk menyiapkan data matang agar siap diolah pada tahap selanjutnya. Pada dataset yang bertype numerik dalam tahap *preprocessing* dengan menemukan nilai *mean* dan *median* untuk menentukan nilai ambang batas.

$$Mean = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Xi \qquad (1).$$

Perhitungan *mean* pada improvisasi dataset pernah dilakukan oleh ferchichi [6] yang digunakan untuk menghitung atribut kontinyu. Improvisasi menggunakan *mean* menghasilkan akurasi lebih baik pada pohon keputusan dan kompleksitas model. *Mean* adalah nilai rata-rata dalam sebuah atribut X, yang digunakan untuk mengukur pusat himpunan N. *Preprocessing* dalam menentukan *mean* dilakukan pada setiap atribut pada dataset dengan menggunakan rumus Persamaan (1).

Pada penelitian ini improvisasi dataset numerik tidak hanya menggukan *mean* tetapi juga menggunakan *median*. Berdasarkan buku suyanto [14], *median* adalah nilai tengah dari sebuah atribut X untuk mengukur pusat dari himpunan N dengan ketentuan data harus diurutkan terlebih dahulu. Dalam mencari nilai *median* pada *preprocessing* seperti pada tahap menentukan *mean* yaitu dengan menghitung nilai *median* setiap atribut yang terdapat pada dataset yang digunakan.

Menentukan nilai *median* dalam mencari nilai ambang batas menggunakan rumus Persamaan (2) untuk data yang jumlahnya genap.

$$Median = (X_{\frac{n}{2}} + \left(X_{\frac{n}{2}} + 1\right))/2 \qquad (2).$$

Sedangkan untuk data yang jumlahnya ganjil dalam menentukan nilai *median* menggunakan rumus dengan Persamaan (3).

$$Median = X_{\frac{n+1}{2}} \qquad (3)$$

Tabel 2. Nilai ambang batas *mean* dan *median*.

Atribut	*Mean*	*Median*
Age	53,20	54
Resting BP	132,45	130
Cholestrol	186,42	216
Max HR	133,81	133
Oldpeak	0,82	0,4

E-ISSN: 2621-3079
ISSN: 2621-1556

3.2. Algoritma C4.5

Pada algoritma *Decision tree* terdapat beberapa model algoritma, salah satu dari model pohon keputusan yaitu *Algoritma C4.5*. Algoritma C4.5 dalam membuat pohon keputusan menggunakan parameter yang telah ditentukan untuk membuat sebuah keputusan. *Root, Node, dan Relantioship* merupakan elemen untuk membuat pohon keputusan. Elemen pada keputusan ditentukan berdasarkan nilai gain tertinggi, untuk menghitung nilai gain memerlukan nilai *entropy* berdasarkan penelitian Yulianti [15].

Tahapan dalam perhitungan algoritma C4.5 menurut Sinaga [16] dengan menentukan nilai gain informasi. Gain informasi diperoleh berdasarkan nilai *entropy*. Menentukan nilai *entropy* menggunakan Persamaan (4). Pencarian nilai *entropy* dengan menghitung *entropy* pada keseluruhan atribut dan *entropy* setiap atribut.

$$Entropy = \sum_{i=1}^{n} - Pi * log2\ Pi \quad (4).$$

Keterangan:
N = Jumlah Skenario S
Pi = Proporsi dari Si terhadap S

Menurut Santosa dan Umam [17], algoritma C4.5 merupakan modifiksi atau pengembangan dari model algoritma ID3. Pada dasarnya algoritma C4.5 digunakan untuk mengatasi masalah missing value dan atribut numerik. Dalam membuat aturan atau *rule* pada pohon keputusan sesuai dengan data *training*. Algoritma C4.5 merepresentasikan atau memodelkan sebuah data seperti pohon.

Dalam membuat sebuah pohon keputusan membutuhkan root node, internal node dan leaf node agar menyerupai pohon sesungguhnya [18]. Menurut Patel dan Prajapati [19], *root node* atau akar merupakan induk dari semua *node* dan merupakan node tertinggi pohon pada algoritma *decision tree*. Dalam menentukan *root* atau akar dari pohon keputusan ditentukan berdasarkan *gain* tertinggi atau *gain* informasi.

Gain informasi ditentukan menggunakan *entropy* pada seluruh data atau kasus dan *entropy* setiap atribut sebagai pencarian nilai gain. Rumus pencarian nilai gain informasi ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$Gain = Entropy(s) - \sum_{i=1}^{n} \frac{|si|}{|s|} * Entropy\ (A) \quad (5).$$

Keterangan:
Entropy(S) = *Entropy* pada seluruh data/kasus.
Entropy(A) = *Entropy* pada setiap atribut.
N = Jumlah parisi atribut A.
|Si| = Jumlah kasus pada Skenario ke-i.
|S| = Jumlah kasus dalam S.

Tabel 3. Data prediksi gagal jantung

Jumlah	Hipotesa		*Entropy* Total
	0	**1**	
734	328	402	0,991838651

Tabel 3 merupakan perhitungan untuk memperoleh nilai *entropy* pada seluruh data *training* dengan menerapkan rumus Persamaan (4).

Tabel 4. Perhitungan gain

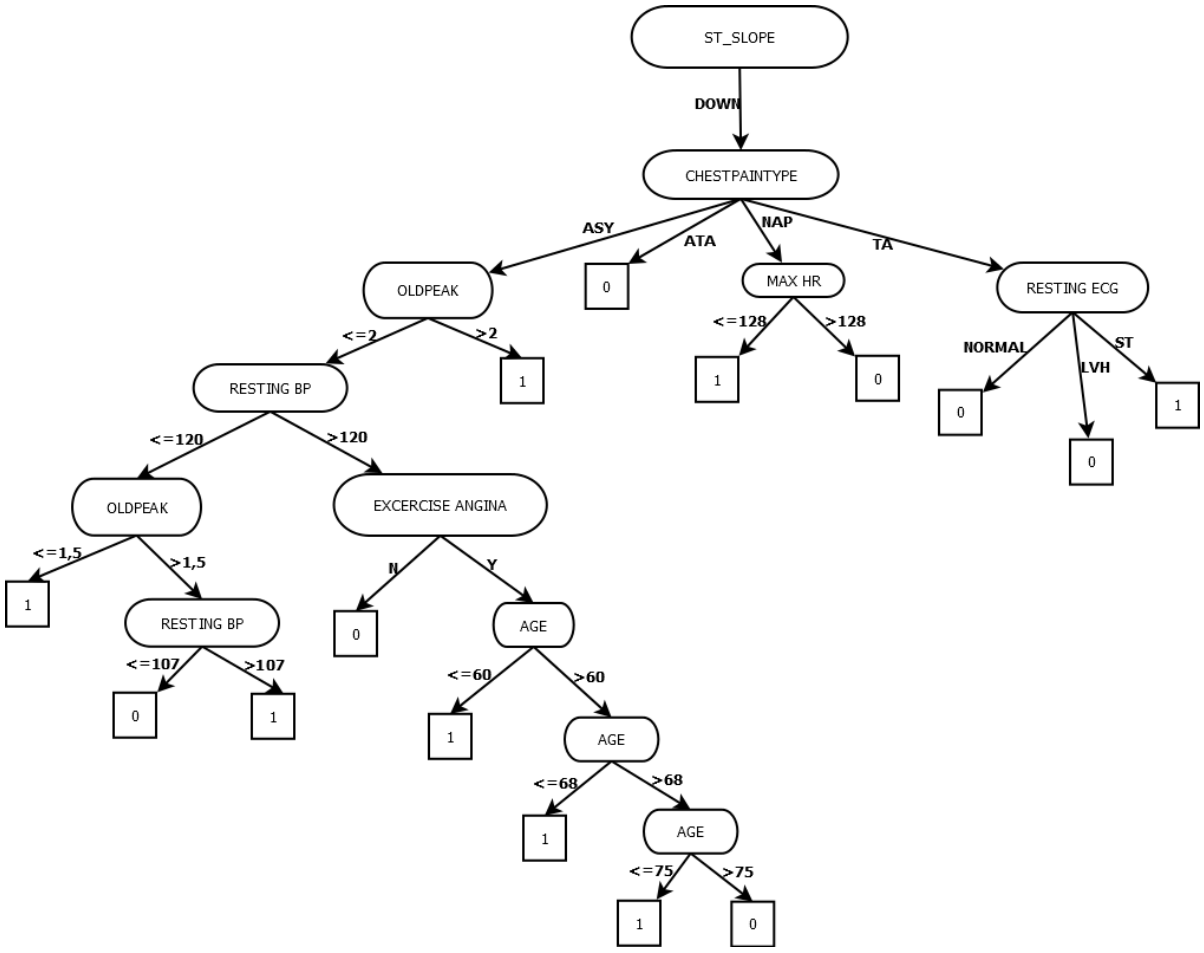
Atribut			S	Si	Si	*Entropy*	Gain
Total			734	328	406	0,991839	
Age	<=	53,20	349	200	149	0,984541	0,155464
	>		385	128	14	0,702064	
	<=	54,00	389	223	166	0,984456	0,145379
	>		345	105	12	0,690863	

Sex		M	593	217	376	0,9475	0,082905
		F	141	111	30	0,746737	
ChestPainType		ASY	399	87	312	0,756582	0,221307
		ATA	147	128	19	0,555382	
		TA	33	18	15	0,99403	
		NAP	155	95	60	0,9629	
RestingBP	<=	132,45	402	206	196	0,999554	0,105035
	>		332	122	17	0,750282	
	<=	130,00	387	196	191	0,99988	0,11311
	>		347	132	17	0,743611	
Cholesterol	<=	186,42	251	69	182	0,848409	0,213748
	>		483	259	32	0,741548	
	<=	216,00	368	142	226	0,962082	0,130151
	>		366	186	25	0,760745	
FastingBS		0	549	296	253	0,99557	0,079722
		1	185	32	153	0,664461	
RestingECG		Normal	462	220	242	0,998364	0,008985
		LVH	97	47	50	0,99931	
		ST	175	61	114	0,932786	
MaxHR	<=	133,81	368	93	275	0,815557	0,288501
	>		366	235	14	0,590505	
	<=	133,00	368	93	275	0,815557	0,288501
	>		366	235	14	0,590505	
ExerciseAngina		N	425	278	147	0,930337	0,184306
		Y	309	50	259	0,638628	
Oldpeak	<=	0,82	409	263	146	0,940138	0,12743
	>		325	65	28	0,769107	
	<=	0,40	370	246	124	0,920087	0,146655
	>		364	82	28	0,769045	
ST_Slope		UP	318	266	52	0,642669	0,37035

E-ISSN: 2621-3079
ISSN: 2621-1556

	DOWN	49	10	39	0,730017
	FLAT	367	52	315	0,588646

Tabel 4 merupakan hasill perhitungan gain pada setiap atribut yang ada pada dataset dengan menggunakan rumus Persamaan (5). Hasil *gain* informasi yang memiliki nilai tertinggi pada node pertama digunakan sebagai *root* pada pohon keputusan. Pohon keputusan pada prediksi gagal jantung menghasilkan *rule* pada Gambar 2. *Rule* yang didapat berdasarkan pohon keputusan kemudian diimplementasikan pada evaluasi sistem.



Gambar 2. Pohon keputusan

3.4. Evaluasi Sistem

Evaluasi sistem dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* sebagai tolak ukur untuk menguji pada metode klasifikasi dengan menggunakan data *testing* berdasarkan skenario pembagian data yang telah ditentukan. Confusion matrik digunakan untuk membedakan nilai prediksi dan kenyataaan pada sebuah dataset menurut Hasnain, dkk [20].

Tabel 5. Hasil *Testing*

Aktual	Prediksi
0	1
0	0
0	1
0	0
…..	…..
1	0
1	1
1	1

E-ISSN: 2621-3079
ISSN: 2621-1556

Evaluasi sistem dialakukan untuk memperoleh nilai akurasi, *error rate*, *precision*, dan *recall* dengan menggunakan data *testing* pada Tabel 2.

Tabel 6. *Confusion matrix*

N		PREDIKSI	
		1	0
AKTUAL	1	TP	FN
	0	FP	TN

Tabel 3 digunakan untuk merepresentasikan hasil *testing* pada *confusion matrix*. Menurut Ginting, Kursini, dan Taufiq [21], dalam penelitan implementasi algoritma C4.5 untuk memprediksi keterlambatan pembayaran sumbangan pembangunan pendidikan sekolah menggunakan python pada tahap evaluasi sistem menentukan akurai menggunakan confusion matrix. Akurai merupakan tingkat persentase ketepatan antara prediksi dan kenyataan dalam mengklasifikasi sebuah data. *Error rate* adalah presentase tingkat kesalahan dalam memprediksi dengan keadaan nyatanya. *Prescision* mengilustrasikan tingkat akurasi antara data prediksi dengan data yang diminta. Keberhasilan dalam menggambarkan model agar sebuah informasi dapat ditemukan kembali disebut *recall* atau *sensitivity*.

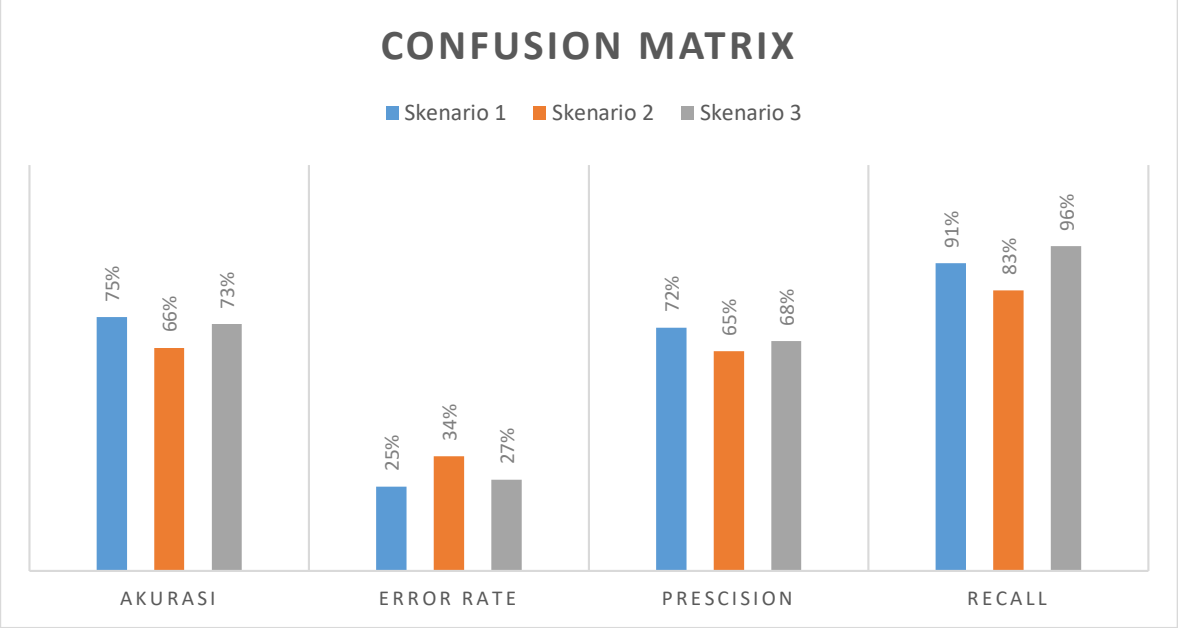
$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (6).$$

$$error\ rate = \frac{FP+FN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (7).$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (8).$$

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (9)$$

Dari Persamaan (6), (7), (8), dan (9) maka diperoleh hasil pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram confusion matrix

Pada Gambar 3 menunjukkan hasil dari evaluasi sitem menggunakan *confusion matrix* dengan dataset dibagi menjadi 3 skenario yaitu, skenario 1 menggunakan 70% data *training* dan 30% data *testing* mendapatkan akurasi 75%, skenario 2 dengan 75% data *training* 25% data *testing* menghasilkan akurasi 66%, skenario 3 menggunakan 80% data *training* 20% data *testing* menghasilkan akurasi 73%. Perbandingan pada 3 skenario tersebut menunjukkan bahwa akurasi tertinggi terdapat pada skenario 1. Sehingga improvisasi *mean* dan

E-ISSN: 2621-3079
ISSN: 2621-1556

median pada algoritma *decision tree* C4.5 dapat menggunakan skenario tersebut.

4. KESIMPULAN

Hasil dari penelitian menerapkan improvisasi *mean* dan *median* pada algoritma *decision tree* C4.5 pada tahap preprosesing data atribut numerik dapat mempermudah dalam mencari nilai ambang batas. Sehingga improvisasi *mean* dan *median* dalam pencarian nilai ambang batas pada implementasi algoritma C4.5 dapat meminimalisir kehilangan informasi dan komplesitas waktu pada atribut numerik. Dalam uji coba penelitian ini menggunakan dataset prediksi gagal jantung dengan membagi menjadi 3 skenario dataset yang menunjukkan akurasi tertinggi pada skenario 1. Dataset pada skenario tersebut terbagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing* yang menghasilkan akurasi sebesar 75%. Sehingga penerapan *mean* dan *median* untuk mencari nilai ambang batas pada *preprosesing* algoritma *decision tree* C4.5 dengan menerapkan skenario tersebut untuk data *training* dan *testing* pada data uji penelitian ini.

5. REFERENSI

[1] I. C. Wibowo, A. C. Fauzan, M. Dwi, P. Yustiana, and F. A. Qhabib, "Komparasi Algoritma Naive Bayes dan Decision Tree Untuk Memprediksi Lama Studi Mahasiswa," vol. 1, no. 2, pp. 65–74, 2019.

[2] N. Azwanti, E. Elisa, U. P. Batam, and J. R. S. Kuning, "InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan Analisis Pola Penyakit Hipertensi Menggunakan Algoritma C4 . 5," vol. 2, 2019.

[3] I. Massulloh and Fitriyani, "Implementasi Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Anak Berkebutuhan Khusus Di Ibnu Sina Stimulasi Center," *eProsiding Sist. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 136–144, 2020.

[4] A. S. Budiman and X. A. Parandani, "Uji Akurasi Klasifikasi Dan Validasi Data Pada Penggunaan Metode Membership Function Dan Algoritma C4.5 Dalam Penilaian Penerima Beasiswa," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 565–578, 2018, doi: 10.24176/simet.v9i1.2021.

[5] N. Cahyani and M. A. Muslim, "Increasing Accuracy of C4 . 5 Algorithm by Applying Discretization and Correlation-based Feature Selection for Chronic Kidney Disease Diagnosis," vol. 12, no. 1, pp. 25–32, 2020.

[6] A. Ferchichi, K. Nouira, and A. Cherfi, "MC4.5 decision tree algorithm: an improved use of continuous attributes," *Int. J. Comput. Intell. Stud.*, vol. 9, no. 1/2, p. 4, 2020, doi: 10.1504/ijcistudies.2020.10028137.

[7] M. A. Muslim, S. H. Rukmana, E. Sugiharti, B. Prasetiyo, and S. Alimah, "Optimization of C4.5 algorithm-based particle swarm optimization for breast cancer diagnosis," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 983, no. 1, pp. 0–7, 2018, doi: 10.1088/1742-6596/983/1/012063.

[8] A. Djebbar, H. Djellali, H. F. Marouani, and C. Base, "A new modified C4 . 5 Algorithm for improving case retrieval 4 PROPOSED ARCHITECTURE 2 PROBLEM AND OBJECTIVE 3 CASE BASED REASONING," no. June, pp. 4–5, 2019.

[9] Elin Nurlia and U. Enri, "Penerapan Fitur Seleksi Forward Selection Untuk Menentukan Kematian Akibat Gagal Jantung Menggunakan Algoritma C4.5," vol. 6, no. 1, pp. 42–50, 2021.

[10] D. Derisma, "Perbandingan Kinerja Algoritma untuk Prediksi Penyakit Jantung dengan Teknik Data Mining," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 84–88, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2152.

[11] J. J. Pengaribuan, C. Tedja, and W. Sentosa, "Perbandingan Metode Algoritma C4.5 dan Extreme Learning

Machine Untuk Mendiagnosis Penyakit Jantung Koroner," *Informatics Eng. Res. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–7, 2019.

[12] S. R. J. I. Alham, "Sistem Diagnosis Penyakit Jantung Koroner Dengan Menggunakan Algoritma C4.5 Berbasis Website (Studi Kasus: RSUD Dr. Soedarso Pontianak)," *Petir*, vol. 14, no. 2, pp. 214–222, 2021, doi: 10.33322/petir.v14i2.1338.

[13] Fedesoriano, "Dataset Prediksi Gagal Jantung," *September 2021*. https://www.kaggle.com/fedesoriano/heart-failure-prediction (accessed Dec. 14, 2021).

[14] Suyanto, *Data Mining Untuk Klasifikasi dan Klasterisasi Data*, Revisi. Bandung: Informatika Bandung, 2019.

[15] I. Yulianti, R. A. Saputra, M. S. Mardiyanto, and A. Rahmawati, "Optimasi Akurasi Algoritma C4.5 Berbasis Particle Swarm Optimization dengan Teknik Bagging pada Prediksi Penyakit Ginjal Kronis," *Techno.Com*, vol. 19, no. 4, pp. 411–421, 2020, doi: 10.33633/tc.v19i4.3579.

[16] N. A. Sinaga, A. T. Purba, K. Akuntansi, P. B. Indonesia, T. Komputer, and P. B. Indonesia, "Penerapan algoritma c.45 untuk memprediksi tingkat kepuasan mahasiswa terhadap politeknik bisnis indonesia," vol. 4, pp. 245–254, 2021.

[17] B. Santosa and A. Umam, *Data Mining dan Big Data Analytics*, 2nd ed. Yogyakarta: Penebar Media Pustaka, 2018.

[18] H. D. Fahma and A. C. Fauzan, "Prediksi Keberlangsungan Studi Mahasiswa Fakultas Ilmu Pendidikan dan Sosial Universitas Nahdlatul Ulama Blitar," vol. 1, no. 2, pp. 110–119, 2021.

[19] H. H. Patel and P. Prajapati, "Study and Analysis of Decision Tree Based Classification Algorithms," *Int. J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 6, no. 10, pp. 74–78, 2018, doi: 10.26438/ijcse/v6i10.7478.

[20] M. Hasnain, M. F. Pasha, I. Ghani, M. Imran, M. Y. Alzahrani, and R. Budiarto, "Evaluating Trust Prediction and Confusion Matrix Measures for Web Services Ranking," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 90847–90861, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2994222.

[21] V. S. Ginting, Kusrini, and E. Taufiq, "Implementasi algoritma c4.5 untuk memprediksi keterlambatan pembayaran sumbangan pembangunan pendidikan sekolah menggunakan python," vol. 10, pp. 36–44, 2020.

