

Mendiagnosis Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan Algoritme C4.5

Nawa Ismail^{1a*}, Sri Lestari^{2b}

^{ab} Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya
^a nawaismail.2221210051@mail.darmajaya.ac.id
^b srilestari@darmajaya.ac.id

Abstract

Chronic Kidney Disease (CKD) is a condition where there is a decrease in kidney function which causes the kidneys to be unable to remove toxins and waste products from the blood, which is marked by the presence of protein in the urine and a decrease in glomerular filtration rate. According to WHO chronic kidney disease contributes to the world burden of disease with a death rate of 850,000 people per year. With this high mortality, proper management of chronic kidney disease is needed in diagnosing. One method that can be used in diagnosing chronic kidney disease is the C4.5 algorithm. The C4.5 algorithm is capable of classifying chronic kidney disease data with high accuracy. In this study, the chronic kidney disease dataset was obtained from <https://www.kaggle.com/datasets/mansoordaku/ckdisease>. In this study using the C4.5 algorithm in the process of classifying chronic kidney disease data. This C4.5 algorithm is processed on rapidminer version 10.01 tools. through the stages of Pre-processing, Set roles, modeling the C4.5 algorithm on training data, applying the model to data testing, and testing to calculate the accuracy of the model against data testing. Testing using the confusion matrix resulted in an accuracy rate of 96.67% and an error classification was obtained, amounting to 3.33%.

Keywords: *Chronic Kidney Disease, Prediction, Algorithm C4.5*

Abstrak

Penyakit Ginjal Kronik (PGK) merupakan keadaan terjadinya penurunan fungsi ginjal yang menyebabkan ginjal tidak dapat membuang racun dan produk sisa dari darah, yang ditandai adanya protein dalam urin serta penurunan laju filtrasi glomerulus. Menurut WHO penyakit ginjal kronis berkontribusi pada beban penyakit dunia dengan angka kematian sebesar 850.000 jiwa per tahun. Dengan tingginya kematian tersebut diperlukan pengelolaan penyakit ginjal kronis dengan tepat dalam mendiagnosis. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam mendiagnosis penyakit ginjal kronis algoritme C4.5. Algoritme C4.5 mampu melakukan klasifikasi data penyakit ginjal kronis dengan akurasi tinggi. Pada penelitian ini dataset penyakit ginjal kronis diperoleh dari <https://www.kaggle.com/datasets/mansoordaku/ckdisease>. Pada penelitian ini menggunakan algoritme C4.5 dalam melakukan proses klasifikasi data penyakit ginjal kronik. Algoritma C4.5 ini diproses pada tools rapidminer version 10.01. melalui tahapan Pre-processing, Set role, pemodelan algoritma C4.5 terhadap data training, apply model terhadap data testing, dan pengujian untuk menghitung keakuratan model terhadap data testing. Pengujian menggunakan confusion matrix menghasilkan tingkat Accuracy sebesar 96,67% dan didapatkan error classification, sebesar 3,33%

Kata Kunci: Penyakit Ginjal Kronik, Prediksi, Algoritme C4.5

1. PENDAHULUAN

Kesehatan merupakan hal paling utama dalam hidup, sehingga manusia melakukan banyak cara untuk memperoleh kondisi badan yang sehat disetiap harinya. Dengan mendapatkan badan yang sehat manusia dapat melakukan aktifitas sehari-hari lebih menyenangkan. Tetapi kenyataannya banyak manusia ketika sudah menginjak dewasa mulai terserang penyakit seperti Penyakit Ginjal Kronis, dimana diantaranya disebabkan oleh pola hidup tidak sehat. Ginjal adalah salah satu organ yang sangat penting yang berfungsi untuk menjaga komposisi darah dengan mencegah menumpuknya limbah atau kotoran dan mengatur keseimbangan cairan di dalam tubuh, menjaga tingkatan elektrolit seperti sodium, potasium dan fosfat tetap stabil, serta memproduksi hormon dan enzim yang membantu tubuh dalam mengendalikan tekanan darah, membuat sel darah merah dan menjaga tulang tetap kuat dan sehat (Kemenkes, 2017)(Amalia, 2018a).

Penyakit Ginjal Kronis (*Chronic Kidney Disease*) merupakan masalah kesehatan yang banyak diderita oleh masyarakat di seluruh dunia, khususnya pada negara-negara yang memiliki tingkat penghasilan rendah ataupun menengah. Penyakit ginjal kronis adalah keadaan terjadinya penurunan fungsi ginjal yang menyebabkan ginjal tidak

dapat membuang racun dan produk sisa dari darah, yang ditandai adanya protein dalam urin serta penurunan laju filtrasi glomerulus. Penyakit ini bersifat progresif dan umumnya tidak dapat pulih kembali (*irreversible*). Gejala penyakit ini umumnya adalah tidak ada nafsu makan, mual, muntah, pusing, sesak nafas, rasa lelah, edema pada kaki dan tangan, serta uremia (Almatsier, 2006). (Darwanto et al., 2021)

Penyakit ginjal kronis dilihat dari kacamata global mengalami peningkatan jumlah prevalensi sebesar 87% dari tahun 1990 sampai 2016 [2](Tyastama et al., 2021). Menurut *World Health Organization* (WHO), penyakit gagal ginjal kronis berkontribusi pada beban penyakit dunia dengan angka kematian sebesar 850.000 jiwa per tahun (Pongsibidang, 2016). Menurut studi *Global Burden Disease* 2010 yang dilakukan oleh *International Society of Nephrology*, penyakit ginjal kronis telah diangkat sebagai penyebab penting kematian di seluruh dunia dengan jumlah kematian meningkat sebesar 82,3% dalam dua dekade terakhir (J. Adhkrishnan et al, 2014; R. Lozano et al, 2010). Di Indonesia sendiri peningkatan penderita penyakit ini mencapai angka 20%. Pusat Data dan Informasi Perhimpunan Rumah Sakit Seluruh Indonesia (PDPERSI) yang menyatakan jumlah penderita gagal ginjal kronik diperkirakan sekitar 50 orang per satu juta penduduk. berdasarkan data dari Indonesia Renal Registry, suatu kegiatan registrasi dari perhimpunan nefrologi Indonesia, pada tahun 2008 jumlah pasien hemodialisa (cuci darah) mencapai 2260 orang dari 2146 orang pada tahun 2007 (Yunus, n.d.-a). Penyakit ginjal kronik juga dapat menyebabkan penyakit mematikan lainnya seperti diabetes, tekanan darah tinggi, sakit jantung dan lupus (Kumar, 2016)(Amalia, 2018b). Hal-hal tersebut menunjukkan bahwa penyakit ginjal kronis memerlukan perhatian lebih, salah satunya dengan penanganan cepat melalui sistem prediksi yang akurat.(Darwanto et al., 2021)

Adapun penelitian tentang prediksi penyakit ginjal kronik sudah banyak dilakukan menggunakan teknik data mining. Data mining di gunakan untuk melakukan proses ekstraksi informasi yang tersembunyi dari dataset yang banyak dan terdapat beberapa teknik dalam data mining seperti klasifikasi ,clustering, regresi dan asosiasi yang akan di gunakan dalam data pada bidang medis [5]. Pada data mining ini akan melakukan klasifikasi dimana akan memasukan berbagai data dan memasukannya pada kelas tertentu[6](Sunanto & Falah, 2022). Didalam melakukan prediksi data ini menggunakan algoritme C4.5 karena Algoritme tersebut dapat melakukan prediksi dari berbagai informasi berdasarkan data yang digunakan menghitung kemungkinan terjadinya penyakit berdasarkan atributnya dapat digunakan dan juga untuk melihat seberapa efektifnya algoritma C4.5 digunakan untuk mendeteksi penyakit ginjal kronik.

2. KERANGKA TEORI

2.1. Penyakit Ginjal Kronik (*Chronic Kidney Disease*)

Ginjal adalah salah satu organ yang sangat penting yang berfungsi untuk menjaga komposisi darah dengan mencegah menumpuknya limbah atau kotoran dan mengatur keseimbangan cairan di dalam tubuh, menjaga tingkatan elektrolit seperti sodium, potasium dan fosfat tetap stabil, serta memproduksi hormon dan enzim yang membantu tubuh dalam mengendalikan tekanan darah, membuat sel darah merah dan menjaga tulang tetap kuat dan sehat (Kemenkes, 2017)(Arifin & Ariesta, 2019). Penyakit ginjal merupakan kelainan yang mempengaruhi fungsi ginjal. Penyakit ginjal kronis (PGK) adalah masalah kesehatan masyarakat dunia dengan prevalensi dan insiden gagal ginjal yang sering selalu meningkat setiap tahun. Prevalensi PGK selalu meningkat seiring meningkatnya jumlah penduduk usia lanjut dan penyakit diabetes melitus serta tekanan darah tinggi. Sekitar 1 dari 10 orang populasi dunia mengalami PGK pada stadium tertentu (Kemenkes, 2017)(Arifin & Ariesta, 2019)

2.2. Algoritme C4.5

Algoritma C4.5 Algoritma C4.5 adalah salah satu metode untuk membuat pohon keputusan berdasarkan training data yang telah disediakan. Beberapa pengembangan yang dilakukan pada C45 antara lain bisa mengatasi missing value, bisa mengatasi data kontinu, dan pruning. Secara umum algoritma C4.5 dalam membangun pohon keputusan mengacu kepada tahapan sebagai berikut: 1. Pilih atribut sebagai akar. 2. Buat cabang untuk tiap-tiap nilai. 3. Bagi kasus dalam cabang. 4. Ulangi proses untuk setiap cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama. Untuk memilih atribut akar, didasarkan pada nilai gain tertinggi dari atribut-atribut yang ada (Elisa, 2017)(Widiastiwi & Ernawati, 2021a). Algoritma C4.5 adalah salah satu metode untuk membuat pohon keputusan berdasarkan training data yang telah disediakan. Beberapa pengembangan yang dilakukan pada C45 antara lain bisa mengatasi missing value, bisa mengatasi data kontinu, dan pruning(Widiastiwi & Ernawati, 2021b).

Ada beberapa tahapan dalam membuat sebuah pohon keputusan dalam algoritma C4.5 (Larose, 2005), yaitu:

- 1) Mempersiapkan data training. Data training biasanya diambil dari data histori yang pernah terjadi sebelumnya atau disebut data masa lalu dan sudah dikelompokkan dalam kelas-kelas tertentu.
- 2) Menghitung akar dari pohon. Akar akan diambil dari atribut yang akan terpilih, dengan cara menghitung nilai gain dari masing-masing atribut, nilai gain yang paling tinggi yang akan menjadi akar pertama. Sebelum menghitung nilai gain dari atribut, hitung dahulu nilai entropy. Untuk menghitung nilai entropy digunakan rumus persamaan (1)

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n - p_i * \log_2(p_i) \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan:

- S = Himpunan kasus
- n = Jumlah partisi S
- p_i = Proporsi S_i terhadap S

3) Menghitung nilai Gain menggunakan Persamaan 2.(Mahardika Pratama et al., 2022)

$$Gain(S, A) = entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} Entropy(S_i) \dots\dots\dots (2)$$

Keterangan:

- S = Himpunan kasus
- A = Fitur
- n = Jumlah partisi atribut A
- |S_i| = Proporsi S_i terhadap S
- |S| = jumlah kasus dalam S (Siahaan et al., 2020)

4) Sebelum mencari Gain Ratio, di cari *Split Info* dengan rumus persamaan 3.

$$SplitInfo(S,A) = \sum_{i=1}^c \frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \dots\dots\dots (3)$$

Keterangan:

- S = Jumlah data sampel
- S_i = Jumlah masing-masing pada setiap atribut.

5) *Gain Ratio*, dengan rumus persamaan 4 (Nursafa'ah et al., n.d.).

$$Gain Ratio(S,A) = \frac{Gain(S,A)}{SplitInfo(S,A)} \dots\dots\dots (4)$$

6) Ulangi langkah ke 2 dan langkah ke 5 hingga semua record terpartisi

7) Proses partisi pohon keputusan akan berhenti saat:

- a. Semua record dalam simpul N mendapat kelas yang sama.
- b. Tidak ada atribut di dalam record yang dipartisi lagi.
- c. Tidak ada record di dalam cabang yang kosong(Pambudi & Setiawan, n.d.2018).

2.3. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah salah satu alat ukur berbentuk matrik 2x2 yang digunakan untuk mendapatkan jumlah ketepatan klasifikasi dataset terhadap kelas aktif dan tidak aktif pada kedua algoritma yang dipakai. Evaluasi model klasifikasi didasarkan pada pengujian untuk memperkirakan obyek yang benar dan salah, urutan pengujian ditabulasikan dalam *confusion matrix* dimana kelas yang diprediksi ditampilkan dibagian atas matriks dan kelas yang diamati disisi kiri. Setiap sel berisi angka yang menunjukkan berapa banyak kasus yang sebenarnya dari kelas yang di amati untuk di prediksi (Yunus, n.d.2018). rumus untuk menghitung tingkat akurasi pada *Confusion matrix* dengan deskripsi variabel sebagai berikut :

- a. TP = True Positif
- b. TN = True Negatif
- c. FP = False Positif
- d. FN = False Negatif

Nilai Recall = TP / (FN+TP)

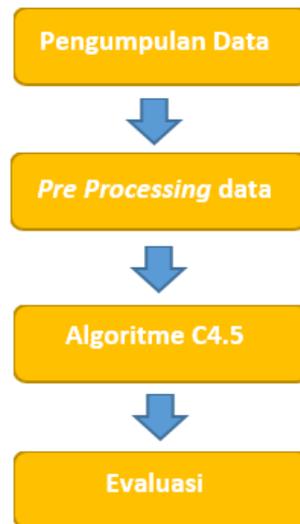
Nilai Precision = TP / (FP+TP)

Nilai F1 = 2*Recall* Precision / (Recall +Precision)

Nilai Accuracy = (TP+TN) / TP+FN+FP+TN) (Sunanto & Falah, 2022)

3. METODOLOGI

Metodologi penelitian ini akan dilaksanakan berdasarkan tahapan penelitian yang diilustrasikan pada gambar 1. Tahapan penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Pada tahap ini mengumpulkan data maupun materi yang sesuai dengan penyakit ginjal kronik, dimana dataset berupa data sekunder yang diperoleh dari <https://www.kaggle.com/datasets/mansoordaku/ckdisease>). Data terdiri atas 25 atribut dan 400 *record*

3.2. Pre Processing Data

Pada tahap ini dilakukan menyiapkan data agar dapat dilakukan pemrosesan dengan melengkapi data yang masih kosong termasuk pelabelan dan pembentukan data training dan testing.

3.3. Algoritma C4.5

Pada tahap ini dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritme C4.5 untuk mendapatkan *entropy* dan *gain* tertinggi sehingga membentuk pohon dengan cabang-cabangnya.

3.4. Evaluasi Hasil

Pada tahap ini dilakukan evaluasi meliputi hasil pengujian data pada algoritme C4.5 menggunakan aplikasi rapidminer 10.01.

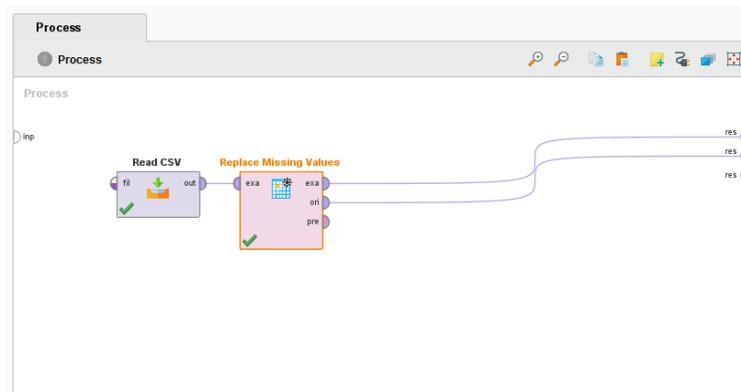
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Dataset

Pada penelitian ini Penyakit Ginjal Kronik (*Chronic Kidney Disease*) terdiri dari 25 atribut yaitu umur, tekanan darah, gravitas, albumin, sugar, sel darah merah, pussel, puscill, bakteri, gds, ureum, kretinin, natrium, kalium, hemoglobin, mvc, sel darah putih, jumlah sel darah merah, hipertensi, diabetes, cad, nafsumakan, edema, anemia, klasifikasi dan terdiri atas 400 *record*. Pada dataset ini masih ada data yang kosong (*Missing Value*) dan dapat diatasi dengan fasilitas pada Rapidminer yaitu dengan (*Replace Missing Value*) dengan memilih nilai rata-rata.

Row No.	klasifikasi	id	umur	tekanandarah	gravitas	albumin	sugar	seldarahme...	pussel	puscell	bakteri	g
1	ckd	0	48	80	1.020	1	0	?	normal	notpresent	notpresent	1
2	ckd	1	7	50	1.020	4	0	?	normal	notpresent	notpresent	?
3	ckd	2	62	80	1.010	2	3	normal	normal	notpresent	notpresent	4
4	ckd	3	48	70	1.005	4	0	normal	abnormal	present	notpresent	1
5	ckd	4	51	80	1.010	2	0	normal	normal	notpresent	notpresent	1
6	ckd	5	60	90	1.015	3	0	?	?	notpresent	notpresent	7
7	ckd	6	68	70	1.010	0	0	?	normal	notpresent	notpresent	1
8	ckd	7	24	?	1.015	2	4	normal	abnormal	notpresent	notpresent	4
9	ckd	8	52	100	1.015	3	0	normal	abnormal	present	notpresent	1
10	ckd	9	53	90	1.020	2	0	abnormal	abnormal	present	notpresent	7
11	ckd	10	50	60	1.010	2	4	?	abnormal	present	notpresent	4
12	ckd	11	63	70	1.010	3	0	abnormal	abnormal	present	notpresent	3
13	ckd	12	68	70	1.015	3	1	?	normal	present	notpresent	2
14	ckd	13	68	70	?	?	?	?	?	notpresent	notpresent	5

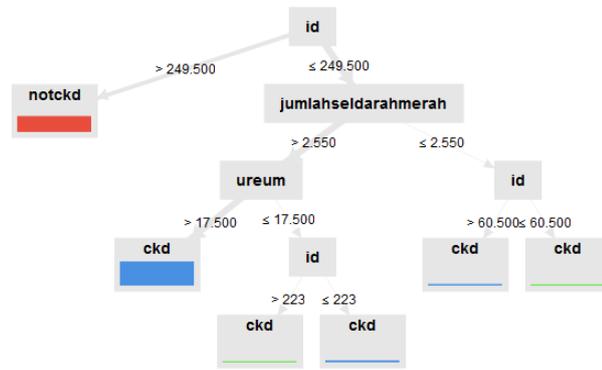
Gambar 2. Data Awal Masih ada yang Kosong



Gambar 3. Replace Missing Value

Row No.	klasifikasi	id	umur	tekanandarah	gravitas	albumin	sugar	seldarahme...	pussel	puscell	bakteri	g
1	ckd	0	48	80	1.020	1	0	normal	normal	notpresent	notpresent	1
2	ckd	1	7	50	1.020	4	0	normal	normal	notpresent	notpresent	1
3	ckd	2	62	80	1.010	2	3	normal	normal	notpresent	notpresent	4
4	ckd	3	48	70	1.005	4	0	normal	abnormal	present	notpresent	1
5	ckd	4	51	80	1.010	2	0	normal	normal	notpresent	notpresent	1
6	ckd	5	60	90	1.015	3	0	normal	normal	notpresent	notpresent	7
7	ckd	6	68	70	1.010	0	0	normal	normal	notpresent	notpresent	1
8	ckd	7	24	76	1.015	2	4	normal	abnormal	notpresent	notpresent	4
9	ckd	8	52	100	1.015	3	0	normal	abnormal	present	notpresent	1
10	ckd	9	53	90	1.020	2	0	abnormal	abnormal	present	notpresent	7
11	ckd	10	50	60	1.010	2	4	normal	abnormal	present	notpresent	4
12	ckd	11	63	70	1.010	3	0	abnormal	abnormal	present	notpresent	3
13	ckd	12	68	70	1.015	3	1	normal	normal	present	notpresent	2
14	ckd	13	68	70	1.017	1	0	normal	normal	notpresent	notpresent	9

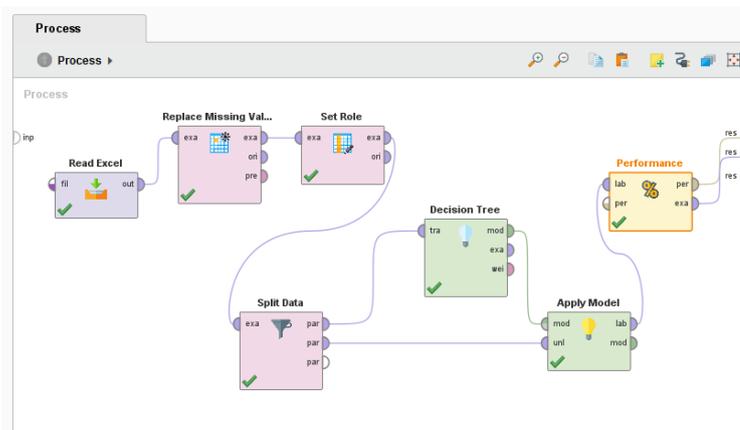
Gambar 4. Data Sudah Terisi



Gambar 5. Model Pohon Keputusan Klasifikasi Penyakit Ginjal Kronik Menggunakan Algoritme C4.5

4.2. Performance

Pada tahap ini dilakukan pengujian untuk menghitung keakuratan model untuk data *testing* yang mana akan menampilkan *Accuracy* yang di dapat dari *confusion matrix* pada proses pengolahan dataset penyakit ginjal kronik menggunakan algoritme C4.5.



Gambar 6. Proses Pengujian Algoritme C4.5

accuracy: 96.67%

	true ckd	true ckd	true notckd	class precision
pred. ckd	73	1	2	96.05%
pred. ckd	0	0	0	0.00%
pred. notckd	1	0	43	97.73%
class recall	98.65%	0.00%	95.56%	

Gambar 7. Hasil Pengujian Tingkat Accuracy dari Confusion Matrix

Dari hasil perhitungan *confusion matrix* yang sudah dilakukan mendapatkan hasil, seperti berikut. TP = dprediksi positif dan kenyatannya positif, TN = prediksinya negative aktualnya negative, FP = prediksinya positif dan aktualnya negative, FN = Prediksinya negative dan aktualnya positif. Kemudian hasil prediksi *class recall* true notckd sebesar 95,56% dan true ckd sebesar 98,65%. Hasil dari class precision sebesar pred notckd sebesar 97.73% dan pred ckd sebesar 96,05% dan *accuracy* prediksi, dimana ini diperoleh berdasarkan perhitungan $accuracy = TP + TN / TP + TN + FP + FN = 96,67\%$ dan didapatkan *error classification*, dimana ini diperoleh dari $100\% - 96,67\% =$ sebesar 3,33%.

5. KESIMPULAN

Dari paparan di atas dapat diambil kesimpulan penelitian ini, yaitu dari dataset yang tersedia berjumlah 400 data, dimana terdapat 25 atribut yang terdiri dari 24 atribut fitur dan 1 atribut label (klasifikasi) ini di lakukan proses

pengolahan data dengan metode klasifikasi menggunakan algoritme C4.5 memperoleh perhitungan yang bagus dalam tahap sebenarnya yang di proses pada tools Rapidminer version 10.01 melalui Pre-processing, Set role (Split data = data training : data testing), pemodelan algoritme C4.5 terhadap data training, apply model terhadap data testing, dan adanya performance dilakukan sebagai pengujian untuk menghitung keakuratan model terhadap data testing. Kemudian setelah menemukan model tree, maka diperoleh hasil pengujian tingkat Accuracy dari confusion matrix sebesar sebesar 96,67% dan didapatkan error classification, sebesar 3,33%. Meskipun demikian masih ada beberapa kekurangan algoritma decision tree, diantaranya bersifat tidak stabil, ini menjadi salah satu keterbatasan dari algoritma decision tree ketika terdapat perubahan kecil pada data dapat menghasilkan perubahan besar dalam struktur pohon keputusan dan kurang efektif dalam memprediksi hasil dari variabel kontinu. Maka untuk itu, penelitian selanjutnya dapat dilakukan pengembangan terhadap metode klasifikasi dengan algoritma yang lain sebagaimana diharapkan nantinya akan memberikan akurasi yang lebih bagus

DAFTAR PUSTAKA

- Amalia, H. (2018a). *PERBANDINGAN METODE DATA MINING SVM DAN NN UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT GINJAL KRONIS*.
- Amalia, H. (2018b). *PERBANDINGAN METODE DATA MINING SVM DAN NN UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT GINJAL KRONIS*.
- Arifin, T., & Ariesta, D. (2019). PREDIKSI PENYAKIT GINJAL KRONIS MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES CLASSIFIER BERBASIS PARTICLE SWARM OPTIMIZATION. *Jurnal Tekno Insentif*, 13(1), 26–30. <https://doi.org/10.36787/jti.v13i1.97>
- Darwanto, A. R. S., Taza Luzia Viarindita, & Yekti Widyaningsih. (2021). Analisis Regresi Logistik Binomial dan Algoritma Random Forest pada Proses Pengklasifikasian Penyakit Ginjal Kronis. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 5(1), 1–14. <https://doi.org/10.21009/JSA.05101>
- Mahardika Pratama, I. G. A., Astuti, L. G., Widiartha, I. M., Cahyadi Putra, I. G. N. A., Adi Pramarta, C. R., & Atmaja Darmawan, I. D. M. B. (2022). Diagnosis Penyakit Ginjal Kronis dengan Algoritma C4.5, K-Means dan BPSO. *JELIKU (Jurnal Elektronik Ilmu Komputer Udayana)*, 10(4), 371. <https://doi.org/10.24843/JLK.2022.v10.i04.p07>
- Nursafa'ah, H. W., Utami, T. W., & Wasono, R. (n.d.). *PERBANDINGAN METODE SPLIT ATRIBUT MENGGUNAKAN INFORMATION GAIN DAN GAIN RATIO PADA ALGORITMA C4.5 UNTUK KLASIFIKASI LAHAN KRITIS DI KABUPATEN GROBOGAN*.
- Pambudi, R. H., & Setiawan, B. D. (n.d.). *Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Memprediksi Nilai Kelulusan Siswa Sekolah Menengah Berdasarkan Faktor Eksternal*.
- Siahaan, S. W., Sianipar, K. D. R., R.H Zer, P. P. P. A. N. W. F. I., & Hartama, D. (2020). Penerapan Algoritma C4.5 Dalam Meningkatkan Kemampuan Bahasa Inggris Pada Mahasiswa. *PETIR*, 13(2), 229–239. <https://doi.org/10.33322/petir.v13i2.1029>
- Sunanto, N., & Falah, G. (2022). PENERAPAN ALGORITMA C4.5 UNTUK MEMBUAT MODEL PREDIKSI PASIEN YANG MENGIDAP PENYAKIT DIABETES. *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, 7(2), 208–216. <https://doi.org/10.36341/rabit.v7i2.2435>
- Tyastama, S. A., Laksana, T. G., & Arifa, A. B. (2021). Prediksi Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan Hibrid Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dengan Particle Swarm Optimization. *Journal of Innovation Information Technology and Application (JINITA)*, 3(1), 9–16. <https://doi.org/10.35970/jinita.v3i1.588>
- Widiastiwi, Y., & Ernawati, I. (2021a). *Klasifikasi Penyakit Batu Ginjal Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 Dengan Membandingkan Hasil Uji Akurasi*. 5(2).
- Widiastiwi, Y., & Ernawati, I. (2021b). *Klasifikasi Penyakit Batu Ginjal Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 Dengan Membandingkan Hasil Uji Akurasi*. 5(2).
- Yunus, W. (n.d.-a). *Algoritma K-Nearest Neighbor Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Penyakit Ginjal Kronis*.
- Yunus, W. (n.d.-b). *Algoritma K-Nearest Neighbor Berbasis Particle Swarm Optimization Untuk Prediksi Penyakit Ginjal Kronis*.
-