

SISTEM PENDETEKSI PENYAKIT GAGAL GINJAL MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING DENGAN METODE REGRESI LOGISTIK

Asfazura Hasugian¹, Sayed Fachrurrazi², Mochamad Ari Saptari³

Universitas Malikussaleh, Aceh

e-mail:¹asfazura.220180042@mhs.unimal.ac.id,

²sayed.fachrurrazi@unimal.ac.id,³moch.ari@unimal.ac.id

Abstract: *Chronic Kidney Disease (CKD) is a disease characterized by a gradual decline in kidney function and can cause serious complications if not detected early. The disease detection process generally requires an examination of several clinical parameters so that a system is needed that can help the detection process in a faster and more structured manner. This study aims to design and build a website-based kidney failure disease detection system using the logistic regression machine learning method. The data used came from the Cut Meutia Hospital in North Aceh with eight medical parameters, namely age, blood pressure, hemoglobin, leukocytes, erythrocytes, urea, creatinine, and random blood glucose. The research stages include data collection, preprocessing, model training, evaluation using confusion matrix, and implementation of models into website-based systems using Python and Flask. The results of the study showed that the system built was able to detect kidney failure disease with an accuracy value of 95.6%, precision of 98.7%, recall of 95.1%, and F1-score of 96.9%. The results of the evaluation showed that the model had a good ability to classify patient data into CKD and normal categories with a high level of accuracy and detection ability. The system built is expected to be used as an early detection tool for kidney failure to support the initial screening process and provide information on detection results in a faster and more structured manner.*

Keywords: *Chronic Kidney Failure, Machine Learning, Logistic Regression, Early Detection, Website.*

Abstrak: Penyakit Gagal Ginjal Kronis (Chronic Kidney Disease/CKD) merupakan penyakit yang ditandai dengan penurunan fungsi ginjal secara bertahap dan dapat menyebabkan komplikasi serius apabila tidak terdeteksi sejak dini. Proses deteksi penyakit umumnya memerlukan pemeriksaan beberapa parameter klinis sehingga diperlukan suatu sistem yang dapat membantu proses deteksi secara lebih cepat dan terstruktur. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan membangun sistem deteksi penyakit gagal ginjal berbasis website menggunakan machine learning metode regresi logistik. Data yang digunakan berasal dari RSUD Cut Meutia Aceh Utara dengan delapan parameter medis, yaitu umur, tekanan darah, hemoglobin, leukosit, eritrosit, ureum, kreatinin, dan glukosa darah acak. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, evaluasi menggunakan confusion matrix, serta implementasi model ke dalam sistem berbasis website menggunakan Python dan Flask. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun mampu melakukan deteksi penyakit gagal ginjal dengan nilai accuracy sebesar 95,6%, precision sebesar 98,7%, recall sebesar 95,1%, dan F1-score sebesar 96,9%. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan data pasien ke dalam kategori CKD dan normal dengan tingkat ketepatan serta kemampuan deteksi yang tinggi. Sistem yang dibangun diharapkan dapat digunakan sebagai alat bantu deteksi dini penyakit gagal ginjal untuk mendukung proses skrining awal serta memberikan informasi hasil deteksi secara lebih cepat dan terstruktur.

Kata Kunci: Penyakit Gagal Ginjal Kronis, Machine Learning, Regresi Logistik, Deteksi

Dini, Website.

PENDAHULUAN

Ginjal merupakan sepasang organ yang perkiraan berukuran sekepal tangan dan mencakup 1% dari seluruh berat tubuh total. Ginjal berada di belakang organ abdomen di kedua sisi. Ginjal terletak di belakang peritoneum, pada bagian Tengah belakang iga sampai bawah. Lokasi ginjal pada area retroperitoneal bagian atas pada kedua sisi vertebra lumbalis III dan melekat langsung pada dinding abdomen. Berbentuk seperti biji buah kacang merah dengan ginjal kiri lebih besar dari ginjal kanan. Berat ginjal sekitar 200 gram pada orang dewasa dan umumnya ginjal laki-laki lebih panjang dibandingkan ginjal wanita (Alwiyah et al., 2024).

Gagal ginjal kronis atau *Chronic Kidney Disease* (CKD) merupakan penyakit tidak menular yang berdampak besar terhadap morbiditas, mortalitas dan sosial ekonomi masyarakat karena biaya perawatan yang cukup tinggi menjadi salah satu masalah kesehatan masyarakat diikuti dengan angka kejadian yang cukup tinggi perlu untuk mendapatkan perhatian. Penyakit ginjal kronis adalah gangguan pada struktur atau fungsi ginjal lebih dari 3 bulan, dengan implikasi pada kesehatan. Penyakit ginjal kronis juga tidak hanya didefinisikan sebagai penyakit ginjal stadium akhir atau *End Stage Renal disease* (ESRD), namun juga diasosiasikan dengan komplikasi-komplikasi penyakit ginjal kronis (Damayantie et al., 2022).

Menurut laporan *Global Burden of Disease* (GBD), CKD menyebabkan sekitar 1,5 juta kematian di seluruh dunia pada tahun 2021 (Deng et al., 2025). Kondisi ini menegaskan pentingnya deteksi dini untuk mencegah kerusakan ginjal lebih lanjut dan menurunkan angka kematian akibat penyakit ginjal kronis. Deteksi dini dapat dilakukan melalui analisis faktor risiko yang memengaruhi penurunan fungsi ginjal, baik menggunakan metode statistik maupun

machine learning untuk mendeteksi kecenderungan atau risiko seseorang mengalami CKD.

Salah satu metode yang banyak digunakan dalam analisis prediktif kesehatan adalah regresi logistik biner, yang memodelkan hubungan antara satu atau lebih variabel independen dengan variabel dependen dikotomis, seperti “berisiko” dan “tidak berisiko” terhadap penyakit. Regresi logistik adalah salah satu algoritma yang dapat digunakan dalam *machine learning* untuk melakukan tugas klasifikasi. Regresi logistik merupakan bentuk khusus analisis regresi dengan menggunakan *respon* biner dan prediktor terdiri dari data kontinu, kategori, atau campuran antara keduanya (Cahyani et al., 2022). Pemilihan regresi logistik didasarkan pada kemampuannya untuk menghasilkan model klasifikasi yang sederhana namun efektif dalam menganalisis hubungan antara variabel klinis dengan kemungkinan terjadinya CKD. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa regresi logistik mampu mencapai akurasi tinggi dalam mendeteksi CKD dengan dataset klinis terbatas, serta memiliki interpretabilitas yang baik bagi tenaga medis.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa algoritma Logistic Regression memiliki kinerja yang baik dalam bidang klasifikasi penyakit. (Putri et al., 2023) menerapkan regresi logistik biner untuk diagnosis penyakit gagal ginjal kronis menggunakan dataset Chronic Kidney Disease (CKD) dari UCI Repository dan memperoleh akurasi sebesar 97%, dengan hemoglobin dan sel darah putih sebagai variabel yang paling berpengaruh. Selanjutnya, (Raja et al., 2021) membandingkan algoritma Logistic Regression dengan Random Forest dalam klasifikasi penyakit ginjal kronis dan menemukan bahwa Logistic Regression memberikan akurasi tertinggi sebesar 97,5%. Selain itu, (Cahyani et al., 2022) menggunakan algoritma Logistic

Regression untuk mendeteksi risiko penyakit diabetes dan menunjukkan bahwa proses normalisasi data mampu meningkatkan nilai recall model. Di bidang klasifikasi lainnya, (Suhendra, 2020) menerapkan regresi logistik biner untuk mengklasifikasikan penerima Kartu Keluarga Sejahtera dengan akurasi sebesar 88%, sehingga menunjukkan bahwa metode ini efektif digunakan pada data kategorik. Sementara itu, (Hermawan & Nugroho, 2023) melakukan deteksi penyakit ginjal kronis menggunakan pendekatan statistik berbasis data mining dan memperoleh tingkat kesalahan (RMSE) yang rendah, yang mengindikasikan kemampuan model dalam melakukan prediksi secara akurat.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat diketahui bahwa Logistic Regression memiliki performa yang baik dalam berbagai kasus klasifikasi penyakit. Namun, sebagian besar penelitian masih menggunakan dataset publik, seperti UCI Repository atau Kaggle, dan berfokus pada pembangunan model klasifikasi tanpa mengimplementasikannya ke dalam sistem berbasis web yang dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem pendeteksi penyakit gagal ginjal berbasis website menggunakan algoritma Logistic Regression dengan memanfaatkan data klinis dari RSUD Cut Meutia Aceh Utara. Pengembangan sistem ini diharapkan tidak hanya menghasilkan model klasifikasi yang akurat, tetapi juga menyediakan media deteksi dini yang lebih mudah diakses dan dapat mendukung proses skrining penyakit gagal ginjal.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *machine learning*. Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian eksperimen, yaitu melakukan pengolahan data, membangun model deteksi, serta

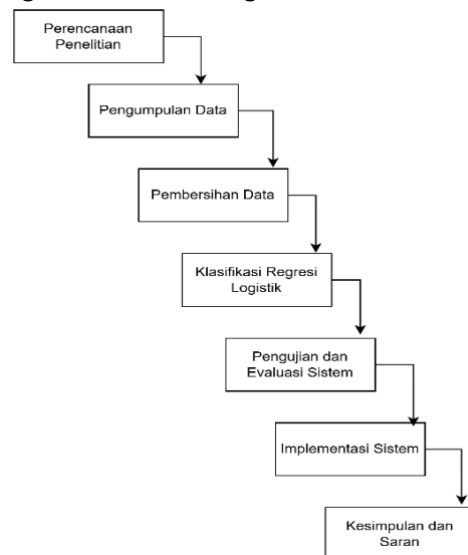
mengevaluasi performa model regresi logistik dalam mendeteksi penyakit gagal ginjal kronis.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data rumah sakit yaitu Rumah Sakit Umum Cut Meutia, Aceh Utara. Data ini terdiri dari 8 fitur (variabel) dan 1 variabel target (label), yaitu:

- CKD → Pasien terdeteksi penyakit gagal ginjal
- Normal → Pasien tidak terdeteksi gagal ginjal

Data terdiri dari atribut numerik, seperti usia, tekanan darah, hemoglobin, leukosit, eritrosit, ureum, kreatinin, gula darah acak.

Tahapan penelitian yang dilakukan pada penelitian “Sistem Pendeteksi Penyakit Gagal Ginjal Menggunakan *Machine Learning* dengan Metode Regresi Logistik” adalah sebagai berikut:



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Sebelum proses pembentukan model, data terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing* data, dimana dilakukan untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum digunakan pada proses pelatihan model regresi logistik. Pada penelitian ini, *preprocessing* meliputi proses penggabungan dataset, pembersihan data, penanganan nilai kosong (*missing value*), normalisasi data, dan penyeimbangan data menggunakan teknik *oversampling*. Setelah seluruh tahapan *preprocessing* selesai dilakukan, dataset dibagi menjadi

data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Pembagian dilakukan dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji menggunakan metode *stratified sampling*.

Model klasifikasi pada penelitian ini dibangun menggunakan algoritma **Logistic Regression**, yaitu salah satu algoritma *supervised machine learning* yang digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam dua kelas (*binary classification*). Algoritma ini memprediksi probabilitas seorang pasien termasuk dalam kategori CKD atau Normal berdasarkan delapan parameter medis, yaitu umur, tekanan darah, hemoglobin, leukosit, eritrosit, ureum, kreatinin, dan glukosa darah acak. Implementasi model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman **Python** dengan pustaka **Scikit-learn**, sedangkan antarmuka sistem dikembangkan menggunakan framework **Flask** sehingga model dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis website sebagai media deteksi dini penyakit gagal ginjal.

Kinerja model dievaluasi menggunakan **Confusion Matrix** untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan data pasien ke dalam kategori CKD maupun Normal. Berdasarkan nilai pada *Confusion Matrix*, dihitung beberapa metrik evaluasi, yaitu **Accuracy**, **Precision**, **Recall**, dan **F1-score**. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi secara keseluruhan, *Precision* menunjukkan ketepatan model dalam mengidentifikasi pasien yang benar-benar menderita CKD, *Recall* mengukur kemampuan model mendeteksi seluruh pasien CKD yang sebenarnya, sedangkan *F1-score* merupakan nilai harmonis antara *Precision* dan *Recall*. Penggunaan keempat metrik tersebut memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa model klasifikasi yang dikembangkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* data dilakukan untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum digunakan pada proses pelatihan model regresi logistik. Pada penelitian ini, *preprocessing* meliputi proses penggabungan dataset, pembersihan data, penanganan nilai kosong (*missing value*), normalisasi data, dan penyeimbangan data menggunakan teknik oversampling.

Setelah seluruh tahapan *preprocessing* selesai dilakukan, dataset dibagi menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Pembagian dilakukan dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji menggunakan metode *stratified sampling*. Penggunaan parameter *stratify=y* bertujuan untuk mempertahankan proporsi kelas CKD dan Non-CKD pada data latih maupun data uji sehingga distribusi data tetap representatif.

Umur	tekan darah	hemoglobin (g/dl)	leukosit (white blood cell c)	Eritrosit (red blood cell count)	ureum (blood urea)	kreatinin (blood glu)	kelas
53	12.1	15.2	18.38	8.27	89.3	3.53	134.4 ckd
76	12.1	6.76	3.9	72.1	2.5	158	ckd
51	85	9.7	12.07	3.6	102.1	3.45	56.7 ckd
64	82	12	20.23	4.4	41.7	0.48	94.2 ckd
53	76	14.4	17.38	4.9	103.7	3.39	125.7 ckd
38	108	7	6.04	2.4	179.9	16.31	69 ckd
61	70	6.9	10.24	2.96	35	0.83	230 ckd
32	70	11.7	113.5	4.4	75.1	1.36	121.4 ckd
46	139	9.8	19.21	3.6	78.3	6.9	200 ckd
33	60	12.86	19.89	4.11	29	0.78	205 ckd
56	75	10.4	18.11	3.7	140.3	2.96	250.2 ckd
75	70	11.7	13.72	5.9	87.3	1.49	67.9 ckd
43	85	8.9	9.99	3.6	50.4	2.03	109.3 ckd
65	128	10.7	19.99	3.7	224.3	4.16	94.4 ckd
34	80	7.7	10.32	4	159.3	7.04	76.4 ckd
57	100	6	16.74	2.2	206.2	7.59	106.6 ckd
51	101	7.2	12.33	2.6	251.6	13.38	130.3 ckd

Gambar 2 Data sebelum preprocessing

Umur	tekan darah	hemoglobin	Leukosit	Eritrosit	Ureum	Kreatinin	Gula_Darah_Acak	Kelas_Asl
48	80	15.4	7.8	5.2	36	1.2	121	ckd
7	50	11.3	8	4.3	18	0.8	120	ckd
62	80	9.6	7.5	4.3	53	1.8	433	ckd
48	70	11.2	6.7	3.9	56	3.8	117	ckd
51	80	11.6	7.3	4.6	26	1.4	106	ckd
60	90	12.2	7.8	4.4	25	1.1	74	ckd
68	70	12.4	9	4.3	54	24	100	ckd
24	80	12.4	6.9	5	31	1.1	410	ckd
52	100	10.8	9.6	4	60	1.9	138	ckd
53	90	9.5	12.1	3.7	107	7.2	70	ckd
50	60	9.4	0	4.3	55	4	490	ckd
63	70	10.8	4.5	3.8	60	2.7	380	ckd
68	70	9.7	12.2	3.4	72	2.1	208	ckd
68	70	9.8	0	4.3	86	4.6	98	ckd
68	80	5.6	11	2.6	90	4.1	157	ckd
40	80	7.6	3.8	2.8	162	9.6	76	ckd
42	70	13.6	0	4.3	46	2.2	99	ckd

Gambar 3 Data sesudah preprocessing

Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat kinerja model klasifikasi dalam mendeteksi penyakit gagal ginjal.

Pengujian dilakukan menggunakan data testing dengan beberapa metrik evaluasi, yaitu akurasi, *Precision*, *recall*, dan *f1-score*.

TP = 371
 TN = 145
 FP = 5
 FN = 19

Berdasarkan hasil, diperoleh nilai evaluasi sebagai berikut:

1. *Accuracy* : 95,5%
2. *Precision* : 98,6%
3. *Recall* : 95,1%
4. *F1-Score* : 96,8%

Nilai *accuracy* sebesar 95,5% model mampu mengklasifikasikan data CKD dan Normal dengan baik. Kemampuan model mendeteksi pasien CKD cukup tinggi. \

Hasil Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk mengevaluasi kinerja model regresi logistik dalam mengklasifikasikan data pasien menjadi dua kelas, yaitu CKD dan Normal. Matriks ini menunjukkan jumlah deteksi yang benar maupun salah yang dilakukan oleh model terhadap data uji.

Confusion Matrix (Prediksi - Vonis Excel)				
	CKD (Positif)	Normal (Negatif)	Total	
Kelas Asli (Aktual)	CKD (Positif)	371 (TP) 95% dari CKD aktual	19 (FN) 5% dari CKD aktual	390 (72% dari total data)
	Normal (Negatif)	5 (FP) 2% dari Normal aktual	145 (TN) 98% dari Normal aktual	150 (28% dari total data)
Total	376 (70% dari total data)	164 (30% dari total data)	540 (100% dari total data)	

TP (True Positive) : 371 (CKD diprediksi CKD)
 TN (True Negative) : 145 (Normal diprediksi Normal)
 FP (False Positive) : 5 (Normal diprediksi CKD)
 FN (False Negative) : 19 (CKD diprediksi Normal)

Keterangan: Perentase pada baris menunjukkan proporsi per kelas aktual. Perentase pada kolom menunjukkan proporsi per kelas prediksi.

Gambar 4 Confusion Matrix Logistic Regression

Berdasarkan Gambar 4, diperoleh hasil sebagai berikut:

1. *True Positive* (TP) = 371, yaitu data pasien CKD yang berhasil dideteksi sebagai CKD.
2. *True Negative* (TN) = 145, data pasien Normal yang berhasil dideteksi sebagai Normal.
3. *False Positive* (FP) = 5, yaitu data pasien Normal yang salah dideteksi sebagai CKD.
4. *False Negative* (FN) = 19, yaitu data pasien CKD yang salah dideteksi sebagai Normal.

Total data yang digunakan dalam pengujian sebanyak 540 data, terdiri dari

390 data CKD dan 150 data Normal. Dari hasil tersebut terlihat bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Nilai evaluasi yang diperoleh dari confusion matrix adalah sebagai berikut:

1. *Accuracy*: 95,5%
2. *Precision*: 98,6%
3. *Recall*: 95,1%
4. *F1-Score* : 96,8%

Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa hampir seluruh pasien yang dideteksi menderita CKD benar-benar termasuk kategori CKD. Selain itu, nilai *recall* yang mencapai 95,1% menunjukkan kemampuan model yang sangat baik dalam mendeteksi pasien CKD sehingga hanya sedikit kasus CKD yang tidak terdeteksi. Nilai *accuracy* sebesar 95,5% menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat ketepatan yang tinggi, sedangkan *F1-Score* sebesar 96,8% menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara *precision* dan *recall* dalam proses deteksi penyakit gagal ginjal kronis.

Hasil Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan dengan mengubah desain antarmuka ke dalam bentuk aplikasi berbasis website. Sistem yang dibangun mampu menerima input data pasien, memproses data menggunakan model regresi logistik, serta menampilkan hasil deteksi berupa klasifikasi penyakit gagal ginjal (CKD) atau tidak. Model yang digunakan telah disimpan dalam bentuk *file pickle* (.pkl) dan diintegrasikan ke dalam sistem. Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem dapat berjalan dengan baik sesuai dengan fungsi yang diharapkan.

Gambar 5 Halaman deteksi

Halaman deteksi CKD digunakan untuk melakukan proses deteksi penyakit gagal ginjal kronis berdasarkan data pasien yang diinputkan. Pada halaman ini pengguna diminta memasukkan beberapa parameter kesehatan seperti usia, tekanan darah, kadar gula darah acak, hemoglobin, kreatinin, dan fitur lainnya sesuai data CKD. Setelah data dimasukkan, sistem akan memproses data menggunakan metode Regresi logistik dan menampilkan hasil deteksi apakah pasien terindikasi penyakit gagal ginjal kronis atau tidak. Halaman ini menjadi fitur utama dalam sistem karena berfungsi sebagai alat bantu deteksi dini penyakit gagal ginjal.



Gambar 6 Halaman Riwayat Medis

Halaman riwayat medis digunakan untuk menampilkan data hasil deteksi yang pernah dilakukan sebelumnya. Pada halaman ini pengguna dapat melihat riwayat pemeriksaan pasien beserta hasil deteksi yang telah tersimpan di dalam database. Informasi yang ditampilkan meliputi data pasien, hasil deteksi, serta waktu pemeriksaan dilakukan. Fitur ini bertujuan untuk memudahkan pengguna maupun tenaga medis dalam memantau hasil pemeriksaan dan melihat kembali data deteksi sebelumnya.

Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan metode regresi logistik, diperoleh nilai *Accuracy* sebesar 95,5%, *Precision* sebesar 98,6%, *Recall* sebesar 95,1%, dan *F1-Score* sebesar 96,8%. Nilai tersebut diperoleh melalui evaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan pasien ke dalam kategori CKD dan Normal.

Hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 371 data pasien CKD sebagai CKD (*True Positive*) dan 145 data pasien Normal sebagai Normal (*True Negative*). Selain itu, terdapat 5 data Normal yang terdeteksi sebagai CKD (*False Positive*) serta 19 data CKD yang terdeteksi sebagai Normal (*False Negative*). Hasil ini menunjukkan bahwa jumlah klasifikasi yang benar jauh lebih besar dibandingkan klasifikasi yang salah. Nilai *Precision* sebesar 98,6% menunjukkan bahwa sebagian besar pasien yang terdeteksi menderita CKD oleh sistem memang benar merupakan pasien CKD, sehingga tingkat kesalahan deteksi positif tergolong rendah. Nilai *Recall* sebesar 95,1% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar kasus CKD pada data pengujian dengan jumlah kasus yang tidak terdeteksi relatif sedikit. Sementara itu, *F1-Score* sebesar 96,87% menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara ketepatan klasifikasi dan kemampuan deteksi model.

Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa metode regresi logistik memiliki performa yang sangat baik dalam mendeteksi penyakit gagal ginjal kronis berdasarkan delapan parameter medis yang digunakan, yaitu umur, tekanan darah, hemoglobin, leukosit, eritrosit, ureum, kreatinin, dan glukosa darah acak. Model yang telah dibangun dan diimplementasikan ke dalam sistem berbasis website dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu deteksi dini penyakit gagal ginjal secara cepat, terstruktur, dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian sistem pendeteksi penyakit gagal ginjal menggunakan metode regresi logistik, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa penelitian ini berhasil merancang dan

membangun sistem pendeteksi penyakit gagal ginjal berbasis website menggunakan metode machine learning Regresi logistik. Sistem yang dibangun mampu melakukan klasifikasi kondisi pasien berdasarkan data medis yang dimasukkan oleh pengguna.

Hasil pengujian model Regresi logistik menunjukkan nilai *accuracy* sebesar 95,2%, *precision* sebesar 98,7%, *recall* sebesar 94,6%, dan *F1-score* sebesar 96,6%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi pasien yang terindikasi penyakit gagal ginjal kronis (CKD), khususnya dalam mengurangi kesalahan deteksi positif.

Implementasi model ke dalam sistem berbasis website berhasil dilakukan sehingga pengguna dapat melakukan deteksi penyakit gagal ginjal secara lebih cepat, memperoleh hasil klasifikasi secara otomatis, serta menyimpan riwayat hasil deteksi sebagai informasi pendukung dalam proses skrining dini penyakit gagal ginjal.

DAFTAR PUSTAKA

- Alwiyah, F., Rudiyanto, W., Anggraini, D. I., & Windarti, I. (2024). Anatomi dan Fisiologi Ginjal: Tinjauan Pustaka. *Medula*, 14, 285–289.
- Cahyani, Q. R., Finandi, M. J., Rianti, J., Arianti, D. L., & Pratama, A. D. (2022). *Prediksi Risiko Penyakit Diabetes menggunakan Algoritma Regresi Logistik Diabetes Risk Prediction using Logistic Regression Algorithm*. 1(2), 107–114. <https://doi.org/10.55123/jomlai.v1i2.598>
- Damayantie, N., Rusmimpong, Mashudi, & Ditiaharman, R. (2022). ANALISIS FAKTOR KUALITAS HIDUP PASIEN GAGAL GINJAL KRONIK YANG MENJALANI HEMODIALISA. *Jurnal Keperawatan Silampar*, 6, 585–592.
- Deng, L., Guo, S., Liu, Y., Zhou, Y., Liu, Y., Zheng, X., Yu, X., & Shuai, P. (2025). Global , regional , and national burden of chronic kidney disease and its underlying etiologies from 1990 to 2021 : a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study. *BMC Public Health*. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-21851-z>
- Hermawan, A. K., & Nugroho, A. (2023). *Analisa Data Mining Untuk Prediksi Penyakit Ginjal Kronik Dengan Algoritma Regresi Linier*. 4(1).
- Putri, E. V. I. S., Matematika, P. S., Sains, F., Teknologi, D. A. N., Islam, U., & Sunan, N. (2023). *Implementasi regresi logistik biner pada diagnosis penyakit gagal ginjal kronis*.
- Raja, A., Darwanto, S., Viarindita, T. L., & Widyaningsih, Y. (2021). *Analisis Regresi Logistik Binomial dan Algoritma Random Forest pada Proses Pengklasifikasian Penyakit Ginjal Kronis*. 5(1), 1–14.
- Suhendra, M. A. (2020). *Ketepatan klasifikasi pemberian kartu keluarga sejahtera di kota semarang menggunakan metode regresi logistik biner dan metode chaid*. 9, 64–74.