

ANALISIS FAKTOR RISIKO GAGAL JANTUNG DENGAN REGRESI LOGISTIK BERBASIS IoMT

Rizwan Arisandi^{1*}, Adhe Lingga Dewi^{1*}

¹Departement of Computer Science, Faculty of Informatics Engineering, Bina Nusantara University, Semarang – Indonesia

*Email: rizwan.arisandi@binus.ac.id

DOI: 10.14710/J.GAUSS.12.4.549-559

Article Info:

Received: 2024-01-20

Accepted: 2024-06-29

Available Online: 2024-06-30

Keywords:

Regresi logistik, Internet of Medical Things, Heart Failure

Abstract: Technology in the era of revolution 4.0, which is currently developing so rapidly, has given birth to Internet of Things technology and can be implemented in the health sector or called the Internet of Medical Things (IoMT). IoMT technology can be applied to monitor heart disease patients and obtain medical record data that is useful for further decision making, such as predicting the potential for heart disease using logistic regression. This study uses medical record data for heart disease with the variable heart failure as the dependent variable and the variables age, gender, diabetes, anemia, hypertension, smoking habits as independent variables. In this research, machine learning was applied with a logistic regression algorithm on clinical data collected via IoMT devices to detect heart disease. Classification. The accuracy of the model was obtained at 75%, so it means the model is quite good. The average gender of patients who suffer a heart attack is male with an age range of 60-70 years. Furthermore, in patients who have a history of hypertension, a person's risk of developing heart failure increases by 4.2%. Meanwhile, in patients who have a history of diabetes, a person's risk of developing heart failure increases by 4%.

1. PENDAHULUAN

Pada era revolusi industry 4.0, perkembangan teknologi semakin menunjukkan kemajuan yang sangat pesat. Hal ini dapat dirasakan oleh manusia dalam kemudahan beraktivitas dengan bantuan teknologi. Salah satu yang paling berkembang saat ini adalah internet yang membuat banyak hal lebih mudah untuk dinavigasi. Perkembangan ini melahirkan teknologi *Internet of Things* (IoT) yang menjadi topik hangat saat ini. IoT merupakan suatu konsep yang terus meluas dari koneksi internet yang terkoneksi. Perkembangan IoT ini dapat kita rasakan salah satunya pada pelayanan bidang kesehatan yang disebut *Internet of Medical Things* (IoMT). IoT di bidang kesehatan adalah penggabungan perangkat medis yang terhubung pada suatu sistem teknologi informasi kesehatan dengan menggunakan teknologi jaringan. Implementasi IoT dalam pelayanan kesehatan dapat digunakan untuk memantau kondisi pasien dari jarak jauh dan real time. Cara ini memungkinkan dokter dan paramedis dapat membuat diagnosis kapan saja berdasarkan informasi yang disimpan secara terus menerus dan juga mengantisipasi kemungkinan situasi darurat (Kartikasari, et al., 2023).

Saat ini teknologi IoMT banyak diaplikasikan di rumah sakit untuk pengawasan nirkabel terhadap parameter kesehatan pasien penyakit jantung, yang berguna memantau pasien sehingga meminimalisir jumlah kematian yang diakibatkan serangan jantung. Fasilitas kesehatan modern telah mulai menerapkan ide yang menyesuaikan perkembangan peradaban manusia. Riwayat medis seorang pasien dapat dengan mudah diunggah secara otomatis ke cloud dan diproses untuk dianalisis. Fokusnya terletak pada pengembangan perangkat terintegrasi IoMT yang memungkinkan pemantauan secara teratur. Pemantauan yang teratur tersebut di perlukan pada pasien yang mengalami penyakit jantung. Hal ini

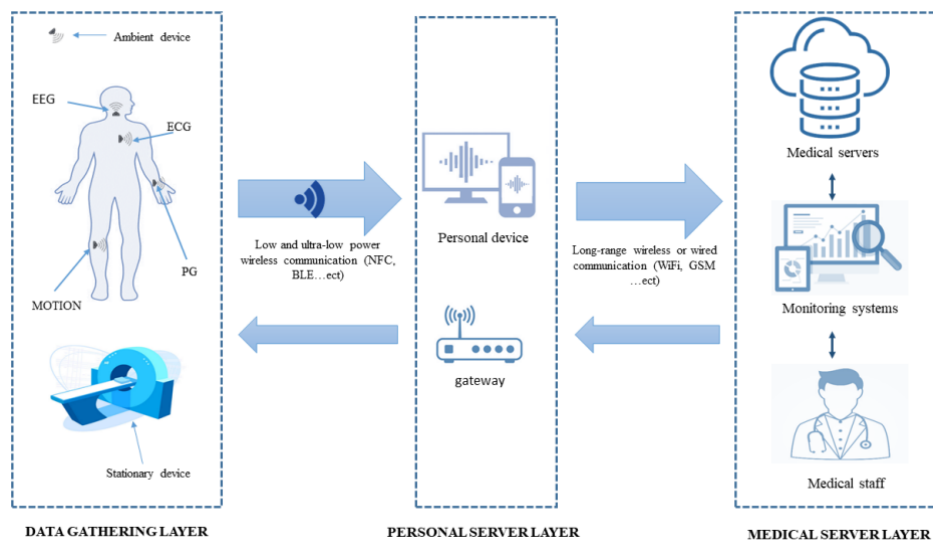
disebabkan karena jantung sangat rentan mengalami gangguan sehingga tujuannya adalah agar dapat dilakukan penanganan yang tepat dan cepat. Selain itu, pemantauan yang teratur memungkinkan mencegah kerusakan jantung yang lebih parah serta diperolehnya informasi factor risiko penyebab penyakit jantung pada pasien. Walaupun menjadi penyakit yang mematikan, sangat sedikit orang yang tahu tentang penyakit arteri koroner dan faktor risikonya.

Pada saat faktor risiko penyakit gagal jantung ini diketahui maka akan mempermudah dilakukannya pencegahan terhadap penyakit tersebut. Pengintegrasian Smartwatch, Big Data, AI, dan Rekam Medik pasien dapat memudahkan dokter menentukan tindakan lebih cermat. Pada prinsipnya IoT sebagai pengumpulan informasi, sedangkan analisis data sebagai analisis dan pemegang keputusan untuk informasi tersebut. Penggabungan keduanya memiliki potensi meningkatkan kemudahan dan keakuratan yang cukup tinggi. Oleh karena itu, IoT memiliki kaitan yang erat dengan analisis data, yang memiliki arti IoT tidak akan berjalan dengan baik apabila tidak diringi dengan analisis data. Sistem rekam medis berbasis IoT berguna untuk menangani data medis skala besar yang dapat dipantau melalui sistem internet. Data terkait pasien yang memiliki penyakit jantung akan diprediksi menggunakan metode Machine Learning dalam kasus ini menggunakan analisis regresi. Beberapa penelitian membahas mengenai metode Machine Learning, salah satunya Pratama, et al. (2023) yang menggunakan algoritma regresi logistik untuk mengidentifikasi faktor risiko diabetes. Metode analisis regresi yang mampu memodelkan variabel dependen bersifat kategori (skala nominal dan ordinal) dan variabel independen berupa kategori maupun kontinu dengan regresi logistik. Model regresi logistik memiliki kelebihan yaitu kemampuan menangkap efek bersama dari beberapa variabel penjelas serta memiliki interpretasi yang masuk akal terhadap efek peluang hasil (Clark, et al., 2023). Pada suatu kondisi variabel dependen terdiri dari dua kategori, maka digunakan regresi logistik biner.

Berdasarkan hal tersebut, pada penelitian kali ini akan membahas mengenai regresi logistik berbasis IoMT untuk mengetahui faktor risiko terjadinya gagal jantung. Regresi logistik digunakan dalam penelitian ini karena model yang dihasilkan memiliki kelebihan yaitu kemampuan menangkap efek bersama dari beberapa variabel penjelas serta memiliki interpretasi yang logis terhadap efek peluang hasil. Faktor risiko berupa umur, jenis kelamin, riwayat diabetes, anemia, riwayat hipertensi, kebiasaan merokok dalam hubungannya dengan kejadian penyakit gagal jantung. Keunggulan dari penelitian ini adalah dapat memberikan informasi dan pengetahuan ilmiah kepada masyarakat atau peneliti yang akan datang khususnya untuk penyakit jantung.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Perkembangan teknologi di era 4.0 begitu pesat, termasuk teknologi kesehatan yang berbasis Internet of Things (IoT). IoT adalah sebuah konsep yang terus memperluas manfaat dari koneksi internet yang terkoneksi (Sukmadilaga dan Rosadi, 2020). Menurut Priambodo dan Kadarina (2020) aplikasi kesehatan berbasis Internet of Things (IoT) dapat digunakan memantau kondisi pasien dari jarak jauh dan real time. Teknologi IoMT melakukan tindak pengawasan nirkabel terhadap parameter kesehatan, yang berguna menimalisir jumlah orang serangan jantung di rumah sakit fokusnya terletak pada pengembangan perangkat terintegrasi IoMT dengan ponsel, sensor, serta aktuator dapat memungkinkan pemantauan secara teratur (Aljabr dan Kumar, 2022), yang arsitekturnya IoMT dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur IoMT (Si-Ahmed, 2023)

Aniamarta, et al. (2022) berpendapat bahwa serangan jantung ini merupakan keadaan gawat darurat dan mendesak sehingga perlukan penanganan yang tepat dan cepat sehingga kerusakan jantung tidak terlalu parah. Oleh sebab itu diperlukan informasi sebagai acuan penanggulangan dengan cara mengetahui factor risiko penyebab penyakit jantung tersebut. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengetahui factor risiko penyakit jantung adalah metode regresi.

Regresi digunakan untuk menentukan hubungan antara variable yang mengandung sebab akibat namun pada umumnya variabel dependen dalam analisis regresi bersifat kuantitatif (Varamita, 2017), (Novitasari, et al., 2019). Oleh sebab itu dibutuhkan suatu metode analisis regresi yang mampu memodelkan variabel dependen bersifat kategori (skala nominal dan ordinal) dan variabel independen berupa kategori maupun kontinu dengan regresi logistik. Model regresi logistik memiliki kelebihan yaitu kemampuan menangkap efek bersama dari beberapa variabel penjelas serta memiliki interpretasi yang masuk akal terhadap efek peluang hasil (Clark, et al., 2023). Pada suatu kondisi variabel dependen terdiri dari dua kategori, maka digunakan regresi logistik biner. Maka dari itu, dapat dikatakan bahwa model regresi logistik biner mengikuti distribusi bernoulli. (Tampil, et al., 2017). Model regresi logistik dituliskan pada persamaan (1).

$$\Pi(x) = \frac{\exp\{\beta(x_i)\}}{1 + \exp\{\beta(x_i)\}} \quad (1)$$

$$\Pi_1(x) = \frac{\exp(\beta_{01} + \beta_{11}x_1 + \dots + \beta_{k1}x_k)}{1 + \exp(\beta_{01} + \beta_{11}x_1 + \dots + \beta_{k1}x_k)} \quad (2)$$

$$\Pi_2(x) = \frac{\exp(\beta_{02} + \beta_{12}x_2 + \dots + \beta_{k2}x_k)}{1 + \exp(\beta_{02} + \beta_{12}x_2 + \dots + \beta_{k2}x_k)} \quad (3)$$

$$\psi = \frac{\Pi_{11}\Pi_{00}}{\Pi_{10}\Pi_{01}} \quad (4)$$

Estimasi parameter model tersebut menggunakan metode Maximum Likelihood Estimation (MLE). Metode Maximum Likelihood Estimation (MLE) adalah metode estimasi yang menghasilkan nilai parameter dengan cara memaksimalkan fungsi likelihood (Alwi, et al., 2018). MLE dapat dituliskan pada persamaan 5.

$$\hat{\theta}_{MLE} = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^n f(x_i; \beta) \quad (5)$$

$$\ln L(\beta) = \ln \left[\prod_{i=1}^k \prod_{11}^{y_{11}} \prod_{10}^{y_{10}} \prod_{01}^{y_{01}} \prod_{00}^{y_{00}} \right] \quad (6)$$

$$= \sum_{i=1}^k y_{11} \ln \Pi_{11} + y_{10} \ln \Pi_{10} + y_{01} \ln \Pi_{01} + y_{00} \ln \Pi_{00}$$

$$L(\hat{\Omega}) = \max_{\Omega} l(\Omega) \quad (7)$$

$$= \prod_{i=1}^k \prod_{11}^{y_{11}} \prod_{10}^{y_{10}} \prod_{01}^{y_{01}} \prod_{00}^{y_{00}} \quad (8)$$

$$L(\hat{\psi}) = \max_{\psi} l(\psi) \quad (9)$$

$$= \prod_{i=1}^n \left\{ \left(\frac{k_{11}}{k} \right)^{y_{11}} \left(\frac{k_{10}}{k} \right)^{y_{10}} \left(\frac{k_{01}}{k} \right)^{y_{01}} \left(\frac{k_{00}}{k} \right)^{y_{00}} \right\} \quad (10)$$

Sampel acak X_1, X_2, \dots, X_n diambil dari distribusi probabilitas dengan fungsi kepadatan probabilitas, θ adalah parameter yang akan diestimasi. $\arg \max$ dalam persamaan MLE menunjukkan bahwa parameter yang dicari adalah nilai dari θ yang memaksimalkan fungsi likelihood. Setelah parameter model diperoleh maka akan digunakan untuk mengetahui pengaruh variabel independen secara bersama-sama terhadap variabel dependen. Uji likelihood G memiliki peran terhadap uji simultan. Dapat dikatakan pula, uji parameter model regresi logistik ini secara serentak menggunakan uji ratio likelihood test dengan statistik uji G. Sementara pengujian signifikansi masing-masing parameter yang akan mendapatkan suatu pengetahuan mengenai variabel independen yang layak untuk model. Pada uji ini menggunakan uji wald (Putri et al, 2022) (Bekti et al, 2017)

Pengujian koefisien regresi secara serentak dilakukan untuk menguji keberartian dari koefisien regresi secara serentak dengan hipotesis:

$$H_0 : \beta_{j1} = \beta_{j2} = \dots = \beta_{jk} = 0$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_{jk} \neq 0$$

Uji yang digunakan adalah uji G sebagaimana ditunjukkan Persamaan 11

$$G = -2 \ln \left[\frac{L(\hat{\psi})}{L(\hat{\Omega})} \right] \quad (11)$$

$$= 2 \left\{ \sum_{i=1}^k y_{11} \ln \Pi_{11} + y_{10} \ln \Pi_{10} + y_{01} \ln \Pi_{01} + y_{00} \ln \Pi_{00} \right\} -$$

$$2 \sum_{i=1}^k k_{11} \ln k_{11} + k_{10} k_{10} + k_{01} k_{01} + k_{00} k_{00}$$

Tolak H_0 jika $G > \chi^2_{(db, \alpha)}$

Pengujian parameter regresi secara parsial, untuk memeriksa peranan koefisien regresi dari masing-masing variabel independen pada model dapat digunakan uji koefisien regresi secara parsial. Dalam analisis regresi logistik, uji koefisien regresi secara parsial yang digunakan adalah uji Wald yang memiliki hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \beta_j = 0 \text{ (variabel independent ke- } j \text{ tidak berpengaruh terhadap peubah respon)}$$

$$H_1: \beta_j \neq 0 \text{ (variabel independent ke- } j \text{ berpengaruh terhadap peubah respon)}$$

Statistik uji Wald:

$$W^2 = \left[\frac{\widehat{\beta}_j}{SE \widehat{\beta}_j} \right]^2 \quad (12)$$

Tolak H_0 jika $W^2 > \chi^2_{(db,\alpha)}$

Sementara untuk mengetahui apakah model yang dihasilkan sudah layak atau belum, apakah terdapat perbedaan antara hasil prediksi dengan pengamatan dilakukan dengan uji kesesuaian model (Hosmer dan Lemeshow, 2000)

$H_0: \pi_j = \pi_{j0}$ tidak terdapat perbedaan antara hasil prediksi dengan pengamatan

H_1 : minimal ada satu $\pi_j \neq \pi_{j0}$ terdapat perbedaan antara hasil prediksi dengan pengamatan

Statistik Uji untuk uji kesesuaian model dituliskan pada persamaan 13.

$$\hat{C} = \sum_{i=1}^k \frac{(o_k - n_k \pi_k)^2}{n_k \pi_k (1 - \pi_k)} \quad (13)$$

Tolak H_0 jika $\hat{C} > \chi^2_{(db,\alpha)}$

Odds Ratio didefinisikan sebagai Rasio dari Odds untuk $x=1$ terhadap Odds untuk $x=0$, ditulis pada Persamaan 14

$$odds \text{ Rasio} = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1)}{\exp(\beta_0)} \quad (14)$$

Odds Ratio diartikan sebagai kecenderungan variabel dependen memiliki suatu nilai tertentu jika $x = 1$ dibandingkan $x = 0$. Apabila nilai odds rasio = 1 artinya tidak terdapat hubungan antara variabel independen dan variabel dependen. Namun apabila nilai odds rasio < 1 , maka terdapat hubungan negative antara variabel independen dan variabel dependen setiap kali perubahan nilai variabel independen, sedangkan apabila nilai odds rasio > 1 maka antara variabel prediktor dengan variabel respon terdapat hubungan positif setiap kali perubahan nilai variabel prediktor (X)

Kinerja klasifikasi dapat dievaluasi menggunakan matriks konfusi. Matriks konfusi merupakan tabel yang menampilkan berapa banyak algoritma klasifikasi yang benar dan yang salah (Normawati dan Prayogi, 2021)

Tabel 1. Matriks Konfusi

Matriks Konfusi		Data Asli	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
	Negatif	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Berdasarkan nilai TP, FP, TN, dan FN maka dapat diperoleh nilai akurasi, spesifisitas, dan sensitivitas yang digunakan untuk menentukan kinerja klasifikasi dengan persamaan 15-17.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (15)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\% \quad (16)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (17)$$

Akurasi merupakan suatu nilai yang digunakan untuk mengetahui seberapa akurat suatu algoritma dalam melakukan klasifikasi. Spesifisitas adalah nilai yang digunakan untuk menentukan seberapa sukses suatu algoritma dalam mengklasifikasikan kelas antagonis.

Sensitivitas adalah nilai yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa sukses suatu algoritma dalam mengklasifikasikan kelas positif dengan benar. Nilai-nilai yang diperoleh dari hasil perhitungan matriks konfusi dapat diklasifikasikan menjadi lima kategori yang ditunjukkan pada Tabel 2 (Crismayella, et al., 2023).

Tabel 2. Klasifikasi Kinerja Tingkat Keباikan Model

Nilai (%)	Kategori
90.01 - 100.00	Sangat baik
80.01 - 90.00	Baik
70.01 - 80.00	Cukup baik
60.01 - 70.00	Buruk
≤ 60.00	Sangat buruk

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data yang berasal dari www.kaggle.com. Variabel penelitian berupa umur pasien, jenis kelamin (0 untuk perempuan, 1 untuk laki-laki), riwayat diabetes (0 jika pasien tidak memiliki diabetes dan 1 jika pasien memiliki diabetes), anemia (0 jika pasien tidak memiliki anemia dan 1 pasien yang memiliki anemia), riwayat hipertensi (0 jika pasien tidak memiliki tekanan darah tinggi dan 1 jika pasien memiliki tekanan darah tinggi), kebiasaan merokok (0 jika pasien yang tidak merokok dan 1 jika pasien yang merokok) dan status gagal jantung (0 jika pasien tidak meninggal selama periode pengawasan dan 1 jika pasien meninggal selama periode pengawasan). Metode yang digunakan yaitu analisis regresi logistik. Langkah-langkah analisis sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan data inputan untuk mengetahui karakteristik variabel menggunakan statistika deskriptif
2. Mencari nilai korelasi antar variabel independent
3. Menentukan model regresi logistik.
4. Melakukan uji serentak dan uji parsial untuk variabel umur, jenis kelamin, riwayat diabetes, anemia, riwayat hipertensi, kebiasaan merokok
5. Melakukan uji kesesuaian model.
6. Melakukan analisis potensi setiap variabel independent menggunakan Odds Ratio.
7. Mengevaluasi kinerja klasifikasi dengan matriks konfusi

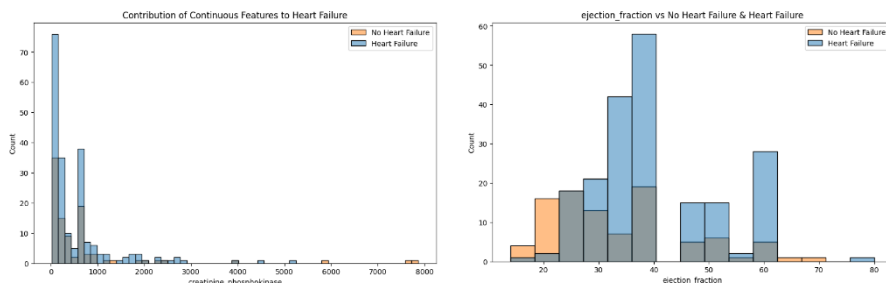
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Deskripsi Data

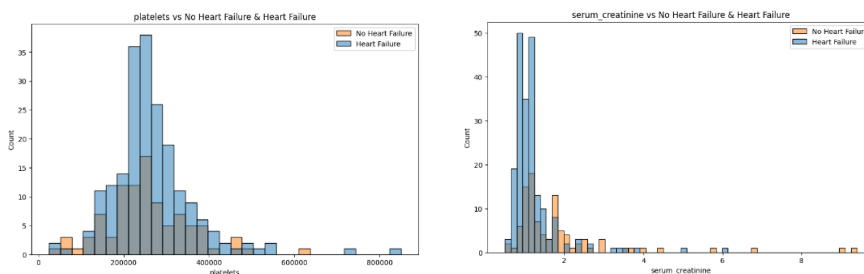
Salah satu tujuan analisis regresi logistik yaitu untuk menentukan faktor-faktor apa saja yang mempengaruhi variable respon dalam hal ini variable responnya adalah gagal jantung serta berapa probabilitas terjadinya setiap variabel respon. Berdasarkan data penelitian diketahui bahwa pasien penyakit jantung yang menderita penyakit jantung koroner adalah sejumlah 96 orang dari 203 orang pasien. Rentang pasien yang berumur 40-95 tahun rata-rata yang terkena penyakit jantung yaitu di usia 60 tahun. Rata-rata pasien penyakit jantung yang mengidap tekanan darah tinggi sebesar 35 persen, yang mengidap anemia adalah 43 persen, diabetes adalah 41 persen, sedangkan rata-rata pasien yang merokok adalah 32 persen.

Berdasarkan data yang telah diolah, rata-rata jenis kelamin pasien yang terkena serangan jantung adalah laki-laki, rata-rata umurnya berada di rentang 60-70 tahun. Pasien terkena serangan jantung yang tidakrawat inap adalah pasien yang tidak merokok, tidak memiliki riwayat diabetes, tidak memiliki anemia, dan tidak memiliki riwayat hipertensi. Sebagian besar pasien tidak meninggal selama periode pengawasan.

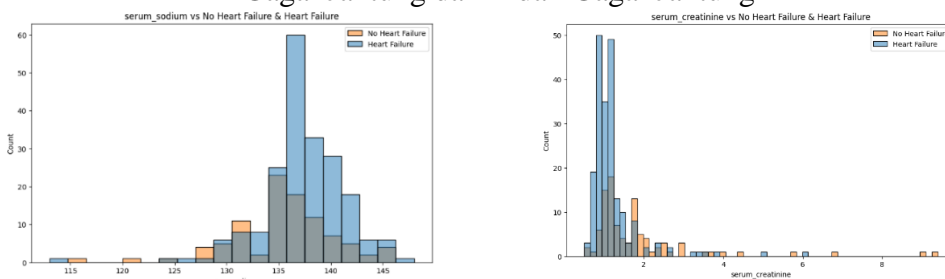
Analisis selanjutnya adalah dengan membentuk diagram pada variabel *Umur*, jenis kelamin, riwayat diabetes, anemia, riwayat hipertensi, kebiasaan merokok terhadap pasien yang mengalami gagal jantung dan yang tidak mengalami gagal jantung. Diagram tersebut disajikan ke dalam Gambar 2 sampai Gambar 4.



Gambar 2. Perbandingan antara variabel Umur dan Jenis Kelamin dengan Gagal Jantung dan Tidak Gagal Jantung



Gambar 3. Perbandingan antara variabel Riwayat Diabetes dan Riwayat Hipertensi dengan Gagal Jantung dan Tidak Gagal Jantung



Gambar 4. Perbandingan antara variabel Anemia dan Kebiasaan Merokok dengan Gagal Jantung dan Tidak Gagal Jantung

Korelasi Antar Variabel Independen

Berdasarkan Gambar 2-4 dapat dilihat bahwa sebagian besar pasien yang meninggal karena gagal jantung memiliki riwayat hipertensi berat dan riwayat diabetes akut, disamping itu usia pasien diatas 60 tahun yang memiliki kebiasaan merokok. Sementara anemia dan jenis kelamin tidak berkorelasi terhadap status meninggalnya pasien. Guna mengetahui adanya hubungan antar variabel, dapat dilihat dari nilai koefisien korelasi. Koefisien korelasi adalah nilai yang menunjukkan kuat atau tidaknya hubungan linier antar variabel. Hasil variabel yang berkorelasi tinggi dengan variabel gagal jantung ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Korelasi antar Variabel

Variabel	Nilai Korelasi
Umur	25%
Riwayat hipertensi	26%
Riwayat diabetes	29%

Kebiasaan merokok	19%
Anemia	0%
Jenis kelamin	0%

Model Regresi Logistik

Berdasarkan hasil pada table 3 dilakukan analisis menggunakan metode regresi untuk variabel yang memiliki korelasi terhadap pasien yang meninggal dunia sehingga menghasilkan suatu model regresi logistik, pada Tabel 4 disajikan koefisien parameter dari metode regresi logistik.

Tabel 4. Koefisien Parameter

Variabel	B	SE
Umur	0.001	0.311
Riwayat hipertensi	0.003	0.001
Riwayat diabetes	0.002	0.002
Kebiasaan merokok	0.001	0.298
Konstanta	-3.158	0.366

Berdasarkan Tabel 4, diperoleh model yang terbentuk sebagai berikut.

$$\Pi(x) = \frac{\exp(-3,158 + 0,001 \text{ umur} + 0,003 \text{ hipertensi} + 0,002 \text{ diabetes} + 0,001 \text{ merokok})}{1 + \exp(-3,158 + 0,001 \text{ umur} + 0,003 \text{ hipertensi} + 0,002 \text{ diabetes} + 0,001 \text{ merokok})}$$

Uji Serentak dan Uji Parsial

Setelah mendapatkan model regresi logistik, Langkah selanjutnya yaitu melakukan uji parsial, hasiln dari uji parsial disajikan pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil uji simultan

G	Chi kuadrat	P-value
12.043	18.876	0.000

Berdasarkan tabel 5 dapat disimpulkan bahwa hasil uji parsial yaitu tolak H_0 , yang memiliki arti minimal ada satu variabel independent yang berpengaruh terhadap gagal jantung.

Tabel 6. hasil uji parsial

Variable	W	P-value
Umur	0.016	0.099
Hipertensi	0.179	0.000
Diabetes	0.149	0.000
Kebiasaan merokok	0.438	0.156

Tabel 6 menunjukkan bahwa P-Value sebesar 0.000 artinya tolak H_0 karena nilai signifikansi $< \alpha$ dengan $\alpha = 5\%$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa untuk variabel hipertensi dan diabetes berpengaruh secara signifikan terhadap terjadinya gagal jantung. Sementara untuk variabel umur dan kebiasaan merokok tidak berpengaruh secara signifikan. Oleh karena itu model yang akan digunakan adalah

$$\Pi(x) = \frac{\exp(-3,158 + 0,003 \text{ hipertensi} + 0,002 \text{ diabetes})}{1 + \exp(-3,158 + 0,003 \text{ hipertensi} + 0,002 \text{ diabetes})}$$

Uji Kesesuaian Model

Uji kesesuaian model digunakan sebagai evaluasi terhadap model yang dihasilkan apakah model tersebut sudah sesuai atau tidak sesuai. Uji yang digunakan untuk kesesuaian model ini yaitu uji Hosmer dan Lemeshow dengan statistic uji Chi Kuadrat.

Tabel 7. Uji Hosmer dan Lemeshow

Hosmer and Lemeshow Test	
Chi- Kuadrat	P-Value
5.052	0.752

Tabel 7 menunjukkan bahwa P-Value sebesar 0.752 artinya gagal tolak H_0 sebab nilai signifikansi $> \alpha$ dengan $\alpha = 5\%$. Sehingga kesimpulan yang didapatkan adalah model yang dihasilkan sudah sesuai dengan observasi data atau dengan kata lain model prediksi yang dibangun sesuai dengan observasi data.

Odds Ratio.

Nilai *Odds Ratio* (OR) menginterpretasikan besarnya potensi variabel dependen masuk dalam kategori tertentu apabila variabel independen berubah setiap satuan atau dalam kategori tertentu. Nilai OR diperoleh dengan mengeksponensialkan nilai koefisien β setiap variabel atau dapat juga dituliskan $OR_p = \exp(\beta_p)$. Berdasarkan hasil analisis data pada tabel koefisien parameter pada kolom Exp (B) dapat diketahui bahwa $OR_1 = 0.042$. Artinya, pasien yang memiliki riwayat hipertensi memiliki risiko terkena gagal jantung sebesar 4.2%. Sementara $OR_2 = 0.040$. Artinya, pasien yang memiliki riwayat diabetes memiliki potensi sebesar 4.0%.

Tabel 8. Odds Ratio

Variabel	Odds Ratio
Riwayat hipertensi	0.042
Riwayat diabetes	0.040

Matriks Konfusi

Pengukuran performa suatu model klasifikasi dapat dilakukan dengan membandingkan nilai aktual dengan nilai prediksi. Salah satu teknik dalam *machine learning* yang dapat digunakan adalah *confusion matrix*. Berikut merupakan hasil *confusion matrix* yang disajikan dalam Tabel 9.

Tabel 9. Matriks Konfusi

Matriks Konfusi		Data asli	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	40	2
	Negatif	13	5

Berdasarkan Tabel 9, didapatkan nilai *True Positive* (TP) adalah 40 yang berarti terdapat 40 data positif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model, *False Positive* (FP) adalah 2 yang berarti terdapat 2 data negatif yang seharusnya diprediksi dengan benar namun diprediksi sebagai positif oleh model, *True Negative* (TN) adalah 5 yang berarti terdapat 5 data negatif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model, *False Negative* (FN) adalah 13 yang berarti terdapat 13 data positif yang seharusnya diprediksi dengan benar namun diprediksi sebagai negatif oleh model. Dari hasil tersebut didapatkan nilai akurasi sebesar 75%, nilai spesifitas sebesar 71,4% dan nilai sensitivitas sebesar 75,5% yang berarti bahwa nilai akurasi, spesifitas dan sensitivitas model cukup baik untuk memprediksi pasien gagal jantung.

5. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh adalah variabel riwayat hipertensi dan riwayat penyakit diabetes mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap terjadinya gagal jantung. Berdasarkan nilai odds rasio terlihat bahwa pasien yang memiliki riwayat hipertensi memiliki risiko terkena gagal jantung sebesar 4,2%. Sementara itu, sedangkan pasien yang memiliki riwayat diabetes memiliki potensi sebesar 4%. Selanjutnya model regresi tersebut digunakan pada AI yang berfungsi sebagai analisis dan pemegang keputusan untuk informasi pada data rekam medis yang dikumpulkan melalui sistem IoT. Selain itu rata-rata jenis kelamin pasien yang terkena serangan jantung adalah laki-laki dengan rentang umur 60-70 tahun. Sebagian besar pasien tidak meninggal selama periode pengawasan. Akurasi model didapatkan sebesar 75% yang berarti model dapat dikatakan cukup baik. Pengukuran performa suatu model klasifikasi dapat dilihat dari confusion matrix dan dipatkan nilai True Positive (TP) adalah 40, False Positive (FP) adalah 2, True Negative (TN) adalah 5, False Negative (FN) adalah 13.

DAFTAR PUSTAKA

- Aljabr, A. A., & Kumar, K. (2022). *Design and implementation of Internet of Medical Things (IoMT) using artificial intelligent for mobile-healthcare*.
- Alwi, W., Ermawati, & Husain, A. (2018). *Analisis Regresi Logistik Biner Untuk Memprediksi Kepuasan Pengunjung Pada Rumah Sakit Umum Daerah Majene*. Jurnal MSA, 20-26.
- Aniamarta, T., Huda, A. S., & Aqsha, F. L. (2022). Review Artikel: *Penyebab dan Pengobatan Serangan*. Jurnal Biologica Samudra, 22-31.
- Aprilia Alifita Salsabylla dan Sri Pingit Wulandari. (2023). Permodelan Regresi Logistik Biner terhadap Analisis Penderita Penyakit Jantung Koroner di RSUD Dr SOEGIRI Lamongan. Jurnal Sains dan Seni Its Vol. 12, No. 1.
- Aditya Pratama., Azriel Christian Nurcahyo., Listra Firgia. (2023). Penerapan Machine Learning dengan Algoritma Logistik Regresi untuk Memprediksi Diabetes. Jurnal Nasional Corisindo. Vol 1. No 1. Pp. 116
- Bekti, R. B. Pratiwi, N., Jatipaningrum, M. T., & Auliana, D. (2017). *Analisis pengaruh Lokasi Dan Karakteristik Konsumen Dalam Memilih Minimarket Dengan Metode Regresi Logistik Dan Cart*. Jurnal Sinta, 119-130
- Clark, R. G., Blanchard, W., Hui, F. K., Tian, R., & Woods, H. (2023, April). *Dealing With Complete Separation and Quasi-Complete Separation In Logistic Regression For Linguistic Data*. 2(1), 1-10.
- D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier dan Confusion Matrix pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika), vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021, doi: <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v5i2.369>.
- Diah Putri Kartikasari., Tengku Syahvina Rival Dini., Puji Sri Alhirani., Pebi Mina Husania., Tiara Ayu Triarta Tambak. (2023). *Pengaruh Internet of Things (IoT) Dalam Bidang Kesehatan Terhadap Masyarakat Umum*. IJESPG Journal Vol. 1, No. 3
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Novitasari, D. A., dkk. 2019. *Analisis Regresi Logistik Ordinal pada Kepuasan Pelanggan Mebel Lamongan*. Jurnal Penelitian Ilmu Manajemen, Vol. IV, No. 1, Februari 2019: 841-848.

- Priambodo, R., & Kadarina, T. M. (2020). *Pelacakan Lokasi Pasien berbasis Internet of Things*. Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika, 263-273.
- Putri, F. C., Andriyati, A., & Rohaeti, E. (2022). *Analisis Regresi Logistik Multinomial pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Status Pasien Covid-19 di Kota Depok*. Jurnal Matematika Integratif, 103-114.
- Si-Ahmed, A., Al-Garadi, M. A., & Boustia, N. (2023). Survey of Machine Learning based intrusion detection methods for Internet of Medical Things. *Applied Soft Computing*, 110227.
- Rizwan Arisandi. (2023). *Perbandingan Model Klasifikasi Random Forest Dengan Resampling Dan Tanpa Resampling Pada Pasien Penderita Gagal Jantung*. *Jurnal Gaussian* 12(1):136-145. Vol 12. No Pp. 136-145 DOI:10.14710/j.gauss.12.1.136-145
- Sukmadilaga, A., & Rosadi, S. D. (2020). *Upaya Hukum Terhadap Pelanggaran Implementasi Internet of Things (Iot) Di Bidang Pelayanan Kesehatan Menurut Ketentuan Perlindungan Data Pribadi*. Suara Keadilan, 205-221.
- Tampil, dkk. 2017. *Analisis Regresi Logistik untuk Menentukan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Indeks Prestasi Kumulatif (IPK) Mahasiswa FMIPA Universitas Sam Ratulangi Manado.*, *D'Cartesian: Jurnal Matematika dan Aplikasi*, Vol. 6, No. 2, (2017): 56-62.
- Varamita, A. (2017). *Analisis Regresi Logistik Dan Aplikasinya Pada Penyakit Anemia Untuk Ibu Hamil di Rskd Ibu Dan Anak Siti Fatimah Makassar*. Skripsi.
- Y. Crismayella, N. Satyahadewi, and H. Perdana, "Algoritma Adaboost pada Metode Decision Tree untuk Klasifikasi Kelulusan Mahasiswa," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 5, no. 2, pp. 278–288, Aug. 2023, doi: 10.34312/jjom.v5i2.18790.