

Klasifikasi Penyakit Jantung Koroner Menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network*

Repi Ramadani¹, Elvia Budianita^{*2}, Febi Yanto³, Siska Kurnia Gusti⁴

^{1,2,3,4} Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Email: ¹12050120321@students.uin-suska.ac.id, ²elvia.budianita@uin-suska.ac.id, ³febiyanto@uin-suska.ac.id, ⁴siskakurniagusti@uin-suska.ac.id

Abstrak

Penyakit Jantung Koroner (PJK) merupakan salah satu penyebab utama kematian tertinggi yang tidak menular. Dalam upaya mengatasi masalah ini, teknologi informasi dan *data mining* digunakan untuk analisis data medis, termasuk data Penyakit Jantung Koroner dengan menggunakan metode *Backpropagation Neural Network (BPNN)*. Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan model klasifikasi yang akurat dan efisien untuk mendukung diagnosis Penyakit Jantung Koroner. Jumlah data yang digunakan 500 data dari RS Ibnu Sina Pekanbaru dengan 9 *atribut* dan yang diberi label dengan dua kategori, 250 pasien "iya" (jantung koroner) penyakit jantung koroner dan 250 "bukan" (tidak jantung koroner). Dengan beberapa pembagian data hasil penelitian ini hasil pengujian yang tertinggi pada pembagian data 90:10 yang menghasilkan seluruh jumlah nilai rata-rata akurasi 98,42%, menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan data dengan rata-rata tingkat akurasi 100 % dengan *arsitektur BPNN* yaitu nilai *learning rate* 0,0001; 0,001; 0,01; 0,1 , 1 lapis *hidden layer* 17 *neuron* dan 1 *output layer* dengan 9 *input layer* yang terdiri atas umur, jenis kelamin, pernafasan, SpO2, suhu, denyut jantung, TD sistolik, kadar gula darah dan kadar kolestrol.

Kata kunci: *backpropagation neural network, data mining, klasifikasi, penyakit jantung koroner.*

Abstract

Coronary Heart Disease (CHD) is one of the main causes of death that is not contagious. In an effort to overcome this problem, information technology and data mining are used to analyze medical data, including Coronary Heart Disease data using the Backpropagation Neural Network method. This research aims to produce an accurate and efficient classification model to support the diagnosis of Coronary Heart Disease. The amount of data used was 500 data from Ibnu Sina Hospital Pekanbaru with 9 attributes and labeled with two categories, 250 patients with "yes" (coronary heart disease) and 250 "no" (not coronary heart disease). With several data divisions, the results of this research were the highest test results in a data division of 90:10 which produced a total of 98.42% average accuracy values, indicating that the model developed was able to classify data with an average accuracy level of 100% with the BPNN architecture. namely the learning speed value 0.0001; 0.001; 0.01; 0.1, 1 layer hidden layer 17 neurons and 1 output layer with 9 input layers consisting of age, sex, respiration, SpO2, temperature, heart rate, systolic BP, blood sugar levels and cholesterol levels.

Keywords: *backpropagation neural network, data mining, classification, coronary heart disease.*

1. Pendahuluan

Jantung adalah organ vital dalam tubuh yang berperan sebagai memompa dan mengedarkan darah yang membawa oksigen ke seluruh tubuh [1]. Salah satu jenis penyakit tidak menular yang menyebabkan kematian tertinggi adalah penyakit jantung atau penyakit *kardiovaskular*. Penyakit jantung menjadi penyebab kematian utama di dunia, dengan sekitar 17,3 juta kematian setiap tahunnya [2]. Menurut data WHO (*World Health Organization*), penyakit jantung merupakan penyakit pembunuh nomor satu di berbagai negara termasuk Indonesia, Inggris, Australia, Kanada, Amerika Serikat dan beberapa negara lainnya [3]. Jumlah orang dewasa yang didiagnosa dengan penyakit jantung terdiri dari 26,6 juta jiwa (11,3%) dari populasi orang dewasa [4]. Salah satu jenis dari penyakit *kardiovaskular* adalah Penyakit Jantung Koroner atau disebut (PJK) [5]. Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) oleh Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan dalam Ghani menyatakan, bahwa penyakit jantung koroner (PJK) menempati urutan ke-7 tertinggi pada golongan penyakit tidak menular di Indonesia[6].

Penyakit jantung koroner terjadi secara bertahap, dengan penyempitan arteri koroner berkembang selama periode waktu yang panjang [7]. Penyakit jantung koroner merupakan penyakit yang tidak menular yang terjadi ketika otot jantung mengalami kekurangan darah karena adanya penyempitan atau *stenosis* pada pembuluh darah jantung (*arteri koroner*). Secara klinis, penderita penyakit jantung koroner umumnya merasakan nyeri dada yang disebut

angina, sesak napas, perasaan tertekan, tercekik, terhimpit atau terbakar di dada yang dapat menyebar dari daerah *epigastrium* hingga rahang bawah [8]. Secara umum, faktor resiko penyakit jantung koroner yang dipengaruhi oleh kebiasaan merokok, obesitas, tekanan darah tinggi, dan kurangnya aktivitas fisik [9].

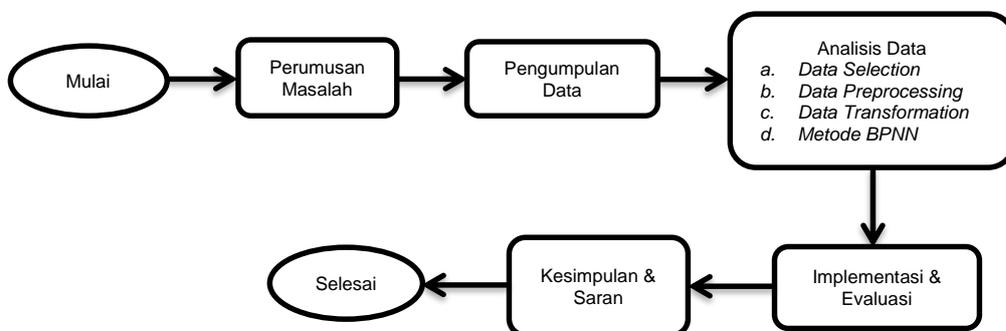
Teknologi informasi saat ini sangat populer dan sering digunakan di berbagai bidang, termasuk dalam teknik *data mining* yang digabungkan dengan ilmu kesehatan. *Data mining* medis adalah bidang penelitian yang sangat penting karena pentingnya dalam pengembangan berbagai aplikasi dalam domain perawat kesehatan yang selalu berkembang [10]. *Data mining* adalah sebuah alat yang memungkinkan pengguna untuk dengan cepat mengakses data dalam jumlah besar. Proses ini melibatkan ekstraksi atau penggalian data dan informasi yang besar, yang sebelumnya tidak diketahui namun dapat dipahami dan berguna. Informasi ini berasal dari *database* yang besar dan digunakan untuk membuat keputusan [11].

Teknik pengembangan data salah satunya *backpropagation neural network*, telah diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk pengklasifikasian data. *Data mining* klasifikasi adalah sebuah proses yang memiliki tujuan untuk menemukan model atau fungsi yang membedakan konsep dan kelas data [12]. Klasifikasi bertujuan untuk mengelompokkan objek yang diberikan hanya ke salah satu kategori yang disebut kelas [13]. Penelitian sebelumnya yang berjudul Hasil Klasifikasi *Algoritma Backpropagation* dan *K-Nearest Neighbor* Pada *Cardiovascular Disease* [14]. Hasil dari penelitian ini *Algoritma K-NN* mendapatkan nilai akurasi 69% sedangkan *algoritma backpropagation* hanya 64% dari data *training* 80% dan data uji 20%. Dari hasil penelitian ini disimpulkan bahwa *algoritma K-NN* lebih baik daripada *algoritma backpropagation* dalam mengklasifikasikan *cardiovascular disease*. Dari penelitian ini *algoritma backpropagation* kurang baik dibandingkan *algoritma K-NN*, karena pengaruh *hidden layer* yang sangat tinggi. Bahwa ketika kondisi *hidden layer* rendah nilai akurasi yang dihasilkan rendah nilai akurasi yang dihasilkan rendah, dan juga pada saat *hidden layer*nya lebih tinggi nilai akurasi yang dihasilkan juga rendah. Artinya, *hidden layer* berpengaruh terhadap nilai akurasi yang dihasilkan pada proses pengklasifikasian. Penelitian lainnya yang berjudul Klasifikasi Potensi Menderita Penyakit Jantung Koroner Dengan *Backpropagation Neural Network* [15]. Penelitian ini menerapkan beberapa *hyperparameter*, sehingga hasil dari penelitian ini tidak memuaskan, pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan menambahkan jumlah data pada kelas minoritas secara alami dan meningkatkan variasi data untuk memperluas jangkauan, sehingga diharapkan menghasilkan hasil yang lebih baik.

Penelitian ini menggunakan metode *backpropagation neural network* karena memiliki keunggulan dalam menangani data yang kompleks dan *non-linear*. Penyakit jantung koroner melibatkan banyak faktor dengan interaksi *non-linear*, sehingga *BPNN* lebih efektif dibandingkan metode *linear*. Penelitian ini bertujuan untuk menefaskan bahwa *BPNN* mampu menghasilkan model klasifikasi yang akurat, efisien, dan cepat dalam memproses data, serta mendukung diagnosis jantung koroner. Algoritma ini sederhana namun memiliki kinerja yang baik, dengan menyesuaikan bobot antar neuron untuk meminimalkan kesalahan antara hasil klasifikasi dan hasil sebenarnya.

2. Metode Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

2.1 Perumusan Masalah

Pada tahapan ini merupakan langkah awal dalam metodologi penelitian. Pada tahapan ini peneliti mencari informasi dan mempelajari masalah yang akan diteliti. Langkah berikutnya mencari solusi untuk menyelesaikan masalah tersebut. Permasalahan yang akan diidentifikasi dalam penelitian ini adalah bagaimana pemanfaatan data mining untuk mengklasifikasikan data dengan menggunakan *algoritma backpropagation* pada jaringan syaraf tiruan, untuk mengidentifikasi apakah seseorang terkena (iya penyakit jantung koroner) atau (tidak terkena penyakit jantung koroner) berdasarkan parameter yang digunakan.

2.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini merupakan data primer. Data dikumpulkan dengan cara mengumpulkan rekam medis pasien yang menderita penyakit jantung koroner. Terdapat 500 data pasien, yang dilabeli menjadi dua kategori, 250 pasien “iya” penyakit jantung koroner dan 250 “bukan” penyakit jantung koroner. Data tersebut diperoleh dari Rumah Sakit Ibnu Sina Pekanbaru.

Tabel 1. Data Rekam Medis Pasien

No	No Rekam Medis	Umur	Jenis Kelamin	Pernafasan	SpO2	Suhu	Denyut Jantung	TD Sistolik	Kesadaran	Kadar Gula Darah	Kadar Kolesterol	PJK
1.	55-73-41	58	LK	24	95	37,2	85	155/95	Alert	300	265	Ya
2.	55-58-75	30	LK	19	97	36,5	86	110/70	Alert	170	155	Bukan
3.	45-68-11	80	LK	20	97	36,2	84	160/100	Alert	580	220	Ya
...
500.	65-64-60	28	LK	19	96	36,1	94	100/70	Alert	106	155	Bukan

2.3 Analisis Data

a. Data Selection

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 500 sampel pasien yang diambil dari Rumah Sakit Ibnu Sina Pekanbaru. Terdapat 250 data pasien yang “iya” terkena penyakit jantung koroner dan 250 “bukan” terkena penyakit jantung koroner. Dengan 11 variabel yang mencakup informasi riwayat medis dan hasil tes diagnostik. Pada tahapan ini, dilakukan identifikasi dan pemilihan *atribut* atau *variable* yang akan digunakan, serta *eliminasi atribut* yang dianggap tidak relevan atau tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap hasil analisis.

Tabel 2. Deskripsi Atribut Dataset Awal

No	Atribut	Deskripsi	Tipe
1.	No. Rekam Medis	Nomor unik yang diberikan ke pasien	Categorical (identifier)
2.	Umur	Umur pasien	Numerical (Integer)
3.	Jenis Kelamin	Jenis kelamin pasien	Numerical (Integer)
4.	Pernafasan	Frekuensi pernafasan per menit	Numerical (Integer)
5.	SpO2	Tingkat saturasi oksigen dalam darah (%)	Numerical (Integer)
6.	Suhu	Suhu tubuh pasien (°c)	Numerical (Float)
7.	Denyut Jantung	Jumlah denyut jantung per menit	Numerical (Integer)
8.	TD Sistolik	Tekanan darah sistolik	Numerical (Integer)
9.	Kesadaran	Status kesadaran pasien	Categorical
10.	Kadar Gula Darah	Tingkat gula darah dalam mg/dL	Numerical (Integer)
11.	Kadar Kolestrol	Tingkat kolestrol dalam mg/dL	Numerical (Integer)

Tabel 3. Atribut Yang Digunakan Untuk Analisis

No	Atribut	Deskripsi	Tipe
1.	Umur	Umur pasien	Numerical (Integer)
2.	Jenis Kelamin	Jenis kelamin pasien	Numerical (Integer)
3.	Pernafasan	Frekuensi penafasan per menit	Numerical (Integer)
4.	SpO2	Tingkat saturasi oksigen dalam darah (%)	Numerical (Integer)
5.	Suhu	Suhu tubuh pasien (°c)	Numerical (Float)
6.	Denyut Jantung	Jumlah denyut jantung per menit	Numerical (Integer)
7.	TD Sistolik	Tekanan darah sistolik	Numerical (Integer)
8.	Kadar Gula Darah	Tingkat gula darah dalam mg/dL	Numerical (Integer)
9.	Kadar Kolestrol	Tingkat kolestrol dalam mg/dL	Numerical (Integer)

Atribut yang dihapus dari rekam medis yaitu No. Rekam Medis dan Kesadaran. No. Rekam Medis merupakan nomor unik yang diberikan kepada setiap pasien dalam sistem

informasi rumah sakit. *Atribut* ini berfungsi sebagai pengidentifikasi unik (*identifier*) dan tidak memiliki nilai informatif yang dapat digunakan dalam analisis klasifikasi. Oleh karena itu, *atribut* ini tidak relevan untuk analisis data yang bertujuan mengidentifikasi pola kesehatan atau faktor resiko. Dan Kesadaran mencarminkan tingkat kesadaan pasien, contohnya “Alert”. Dalam *dataset* ini, semua nilai untuk *atribut* kesadaran adalah “Alert”, yang menunjukkan bahwa tidak ada variasi dalam data tersebut.

b. *Data Preprocessing*

Berikut ini adalah cara untuk mengatasi permasalahan tersebut:

a) *Missing value*

Dalam pemeriksaan ini, tidak ditemukan data yang kosong, sehingga jumlahnya tetap 500 data.

b) *Data Duplikat*

Setelah pemeriksaan data, tidak ditemukan data duplikat, sehingga jumlah data tetap 500.

c) *Data Yang Tidak Konsisten*

Pada tahap ini, tidak ditemukan data yang tidak konsisten, sehingga jumlah data tetap 500.

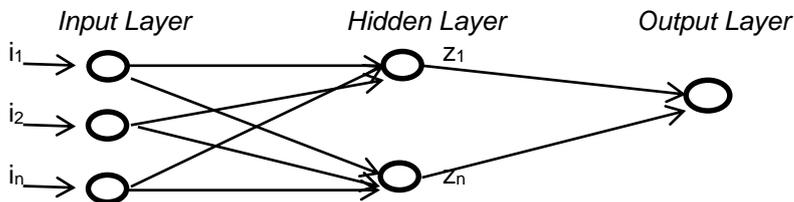
d) *Outlier*

Pada tahap ini, tidak ditemukan *outlier* dan jumlah data tetap sama.

c. *Data Transformation*

Pada tahapan *transformasi data* setelah proses pembersihan data, *data transformation* digunakan untuk mengubah data dalam bentuk yang sesuai dengan proses *data mining*. Dan pada tahapan ini data dinormalisasikan menggunakan *min max*. Untuk *atribut* Jenis Kelamin “P (perempuan) dan LK (laki-laki)” ditransformasikan menjadi “0 dan 1”.

d. Analisa Metode *Backpropagation*



Gambar 2. Arsitektur *Backpropagation Neural Network*

Backpropagation neural network dengan menetapkan 9 *input layer*, 1 *hidden layer* dengan 17 *neuron* dan 1 *output*. Berikut langkah – langkah algoritma *backpropagation neural network*:

- 1) Langkah 0: Inisialisasi bobot dengan bilangan acak bernilai kecil. Tetapkan: Maksimal *epoch* (iterasi), target *error*, *learning rate*, *note hidden layer*.
- 2) Langkah 1: Ketika pada kondisi berhenti salah, lakukan Langkah 2 – 9.
- 3) Langkah 2: Untuk setiap pasangan *training*, lakukan Langkah 3 – 8.

Feedforward

4) Langkah 3: Setiap *unit input* ($x_i, i = 1, \dots, n$) menerima sinyal *input* x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua *unit* pada lapisan yang ada di atasnya (*hidden unit*).

5) Langkah 4: Setiap *hidden unit* ($z_j, j = 1, \dots, p$) menjumlahkan bobot sinyal *input*.

$$z_{in j} = v_{0 j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad \dots(1)$$

Mengaplikasikan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*.

$$z_j = f(z_{in j}) \quad \dots(2)$$

Dan mengirim sinyal ke semua unit di lapisan di atasnya (*output unit*).

6) Langkah 5: Setiap *unit output* ($y_k, k = 1, \dots, m$) menjumlahkan bobot sinyal *input*.

$$y_k = f(y_{in j}) \quad \dots(3)$$

Backpropagation

7) Langkah 6: Setiap *unit output* ($y_k, k = 1, \dots, m$) menerima pola target sesuai dengan pola *training input*, menghitung informasi *error*.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ink}) \quad \dots(4)$$

Menghitung koreksi bobotnya (digunakan untuk memperbaharui w_{jk})

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad \dots(5)$$

Menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaharui w_{0k})

8) Langkah 7: Setiap hidden unit ($z_j, j = 1, \dots, p$) menjumlahkan delta *input* dari *unit* di lapisan atas).

$$\delta_{inj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad \dots(6)$$

Dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi *error*.

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(z_{inj}) \quad \dots(7)$$

Menghitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaharui v_{ij})

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad \dots(8)$$

Dan menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaharui v_{0j})

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad \dots(9)$$

Update bobot dan bias

9) Langkah 8: setiap *unit output* ($y_k, k = 1, \dots, m$) memperbaharui bias dan bobot ($j=0, \dots, p$)

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad \dots(10)$$

setiap *hidden unit input* ($z_j, j = 1, \dots, p$) memperbaharui bobot dan bias ($i=0, \dots, n$)

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad \dots(11)$$

10) Langkah 9: Hitung *MSE (Means Square Error)*

$$MSE = \sum_{i=1}^n (t_{ki} - y_{ki})^2 \quad \dots(12)$$

3. Pembahasan

3.1 Implementasi

Implementasi dilakukan berdasarkan analisis dan perancangan yang telah dilakukan sebelumnya. Tahap ini penting untuk melihat apakah model yang dibuat dapat berfungsi dengan baik. Berikut adalah pembahasan dari tahap implementasi ini.

1. Ruang Lingkup Implementasi

Ruang lingkup dari model klasifikasi penyakit jantung koroner di Rumah Sakit Ibnu Sina menggunakan metode *backpropagation neural network* adalah sebagai berikut:

- 1) Implementasi menggunakan bahasa pemrograman *python*.
- 2) *Dataset* yang digunakan terdiri dari 500 data pasien, dengan rasio perbandingan antara data latih dan data uji adalah 90% : 10%, 80% : 20%, 70% : 30%.

2. Langkah – langkah Implementasi

- 1) Mengimpor pustaka yang dibutuhkan, berikut *pseudocodenya*;

```
import numpy as np # For numerical computing and array manipulation.
import pandas as pd # For data manipulation and analysis.
import seaborn as sns # For statistical data visualization.
import matplotlib.pyplot as plt # For creating plots and visualizations.
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix # For evaluating
model performance.
from sklearn.model_selection import train_test_split # For splitting data into training
and testing sets.
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.base import BaseEstimator, ClassifierMixin
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.decomposition import PCA
```
- 2) *Import Dataset*, berikut *pseudocodenya*;

```
data = pd.read_excel('/content/dataset.xlsx')
```
- 3) Melakukan *exploratory data analysis*, melihat 5 baris pertama dari *dataset*, berikut *pseudocodenya*;

```
# preview the dataset
data.head()
```

- 4) Melihat ringkasan informasi *dataset*, berikut *pseudocodenya*;

```
# view summary of dataset
data.info()
```
- 5) Mengecek *missing values*, berikut *pseudocodenya*;

```
# check missing values in numerical variables
data[numerical].isnull().sum()
```
- 6) Pemisahan *fitur* dan *target* dari *dataset*, berikut *pseudocodenya*;

```
# Pisahkan fitur (X) dan target (y)
X = data.drop('PJK', axis=1)
y = data['PJK']
```
- 7) *Normalisasi*
 Berikut *pseudocode* untuk normalisasi;

```
# Normalisasi (Min-Max Scaling)
scaler = MinMaxScaler()
X_normalized = scaler.fit_transform(X)
```

```
Selanjutnya menampilkan hasil dari normalisasi yang menggunakan min-max;
# Hasil normalisasi Min-Max
X_normalized
```

3.2 Evaluasi

a) Evaluasi Learning Rate

Evaluasi *learning rate* proses ini dilakukan untuk menguji beberapa nilai *learning rate* untuk menentukan nilai terbaik model. Pada *evaluasi learning rate* ini menggunakan 500 sampel dan tiga pembagian data yang berbeda, yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30.

1) Evaluasi Learning Rate Pembagian Data 90:10

Evaluasi ini menggunakan 450 data latih dan 50 data uji, dengan 1 *hidden layer* berisi beberapa jumlah *input neuron* dan maksimal 500 iterasi ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian Berdasarkan Nilai Learning Rate Pembagian Data 90:10

Learning Rate	Jumlah Input Neuron	Hasil Pelatihan	Hasil pengujian	Nilai Rata-rata Akurasi
		Epoch	Akurasi data uji(%)	
0,0001	17	350	100	100
0,001		397	100	
0,01		108	100	
0,1		32	100	
0,0001	13	334	96	99
0,001		417	100	
0,01		135	100	
0,1		36	100	
0,0001	12	334	94	98,5
0,001		335	100	
0,01		164	100	
0,1		42	100	
0,0001	11	352	84	96
0,001		457	100	
0,01		151	100	
0,1		29	100	
0,0001	10	350	94	98,5
0,001		490	100	
0,01		162	100	
0,1		34	100	
0,0001	9	350	94	98,5

0,001		479	100	
0,01		132	100	
0,1		46	100	
Jumlah Nilai Rata-rata				98,42

2) *Evaluasi Learning Rate* Pembagian Data 80:10

Evaluasi ini menggunakan 500 data latih dan 100 data uji, dengan 1 *hidden layer* berisi beberapa jumlah *input neuron* dan maksimal 500 iterasi ditunjukkan pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil Pengujian Berdasarkan Nilai *Learning Rate* Pembagian Data 80:20

Learning Rate	Jumlah Input Neuron	Hasil Pelatihan	Hasil pengujian	Nilai Rata-rata Akurasi
		Epoch	Akurasi data uji(%)	
0,0001	17	350	95	98,75
0,001		495	100	
0,01		124	100	
0,1		41	100	
0,0001	13	351	90	97,5
0,001		352	100	
0,01		148	100	
0,1		41	100	
0,0001	12	103	78	94,5
0,001		351	100	
0,01		161	100	
0,1		40	100	
0,0001	11	150	80	95
0,001		350	100	
0,01		151	100	
0,1		33	100	
0,0001	10	352	89	97,25
0,001		352	100	
0,01		171	100	
0,1		42	100	
0,0001	9	350	72	93
0,001		352	100	
0,01		159	100	
0,1		36	100	
Jumlah Nilai Rata-rata				96

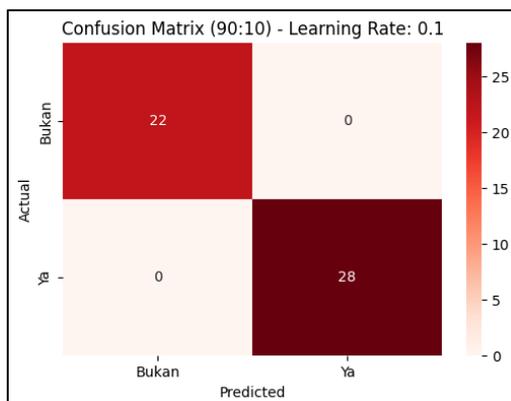
Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa model yang terbaik yaitu pada *evaluasi learning rate* dengan pembagian data 90:10 dengan jumlah nilai rata ratanya 98,42% yang ditunjukkan pada tabel 4.

Dari tabel 4. ada beberapa nilai *learning rate* dan beberapa jumlah *input neuron*, dari nilai rata-rata akurasi yang terbaik yaitu pada jumlah *input neuron* ke 17, dan *learning rate* terbaik yang ke 0,1 karena lebih sedikit *epoch* untuk mencapai akurasi yang tinggi.

Pada tabel 4 dan tabel 5 dari hasil pengujian, terdapat beberapa kombinasi yang menghasilkan akurasi 100%, dikerenakan adanya pengaruh *learning rate* lebih besar yang lebih cepat beradaptasi dengan data, jumlah *input neuron* yang relevan menghasilkan yang efektif dalam mempelajari pola data, dan adanya data yang digunakan dalam pelatihan dan pengujian pada *epoch* memiliki pola yang dapat dipisahkan berdasarkan kelasnya sehingga mencapai akurasi yang tinggi.

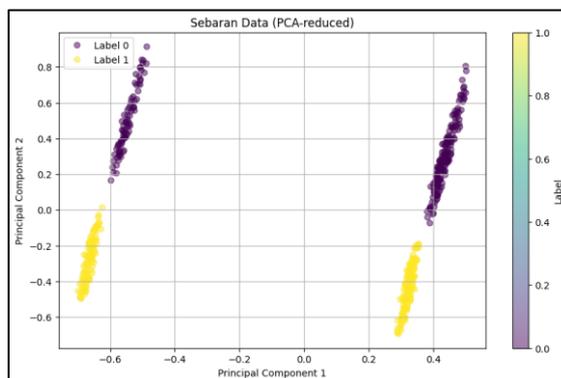
b) *Evaluasi Confusion Matrix*

Pada proses *evaluasi confusion matrix* ini menggunakan 500 sampel. Pada pembagian 90:10, data latih berjumlah 450 (90%) dan data uji 50 (10%), kemudian model *backpropagation neural network* dengan 1 *hidden layer* dan 17 *neuron* dan nilai *learnig rate* 0,1 yang dapat ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Output Dari Evaluasi Confusion Matrix Pembagian 90:10

Setelah melakukan evaluasi, berikutnya melihat persebaran pada data untuk melihat struktur dan pola pada *dataset* yang menggunakan *PCA (Principal Component Analysis)*. Bertujuan hanya untuk melihat pola persebaran data dan pemisahan kelas-kelas data, sehingga berguna untuk memahami apakah data dapat dipisahkan atau diklasifikasikan berdasarkan fitur utamanya. Berikut gambar 4 dari persebaran datanya.



Gambar 4. Sebaran Data

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa algoritma *backpropagation neural network* efektif dalam melakukan klasifikasi penyakit jantung koroner, dengan jumlah rata-rata tingkat akurasi 98,42% dengan *arsitektur BPNN* yaitu nilai *learning rate* 0,0001, 0,001, 0,01, 0,1 , 1 lapis *hidden layer* 17 neuron dan 1 *output layer* dengan 9 *input layer* yang terdiri atas umur, jenis kelamin, pernafasan, SpO2, suhu, denyut jantung, TD sistolik, kadar gula darah dan kadar kolesterol. Hasil akurasi data ujinya mencapai 100%. Namun, akurasi rendah ketika jumlah neuron pada *hidden layer* berjumlah 9 hingga 13.

Pada nilai *learning rate* 0,0001, 0,001, 0,01 dan 0,1 pada jumlah data latih 450 dan data uji 50, akurasi mencapai 100%. Pemisahan yang jelas antara dua kelompok data menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dilatih dengan *dataset* mencapai akurasi tinggi karena kedua kelas sangat mudah dipisahkan. Hal ini bisa menandakan bahwa data memiliki struktur yang baik. Sehingga menjadikan model tersebut sebagai alat yang menghasilkan prediksi yang akurat dalam membantu diagnosa dini penyakit jantung koroner.

Referensi

- [1] J. D. Muthohhar and A. Prihanto, "Analisis Perbandingan Algoritma Klasifikasi untuk Penyakit Jantung," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 04, pp. 298–304, 2023, doi: 10.26740/jinacs.v4n03.p298-304.
- [2] P. D. Putra, S. Sukemi, and D. P. Rini, "Peningkatan Akurasi Klasifikasi Backpropagation Menggunakan Artificial Bee Colony dan K-NN Pada Penyakit Jantung," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 5, no. 1, p. 208, Jan. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2634.
- [3] H. Maradona, "SISTEM PAKAR DIAGNOSA PENYAKIT JANTUNG DENGAN METODE

- CASE BASED REASONING (CBR),” 2021.
- [4] D. P. Utomo and M. Mesran, “Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung,” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 4, no. 2, p. 437, Apr. 2020, doi: 10.30865/mib.v4i2.2080.
- [5] L. Farida Tampubolon, A. Ginting, F. Ermasta Saragi Turnip, Stik. Santa Elisabeth Medan, J. Bunga Terompet No, and K. Medan Selayang, “GAMBARAN FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KEJADIAN PENYAKIT JANTUNG KORONER (PJK) DI PUSAT JANTUNG TERPADU (PJT),” 2023. [Online]. Available: <http://journal.stikeskendal.ac.id/index.php/PSKM>
- [6] P. Butarbutar, D. Marisa Midyanti, T. Rismawan, J. Rekayasa Sistem Komputer, and F. H. MIPA Universitas Tanjungpura Jalan Hadari Nawawi Pontianak, “IMPLEMENTASI JARINGAN SYARAF TIRUAN MENGGUNAKAN METODE ELMAN RECURRENT NEURAL NETWORK UNTUK PREDIKSI PENYAKIT JANTUNG KORONER,” 2022.
- [7] Y. A. Sari, Widiastuti, and B. Fitriyasti, “Gambaran Faktor Risiko Kejadian Penyakit Jantung Koroner di Poliklinik Jantung RSI Siti Rahmah Padang Tahun 2017-2018,” 2021.
- [8] T. Awi, D. Darliana, M. Program Studi Ilmu Keperawatan, F. Keperawatan Universitas Syiah Kuala Banda Aceh, and B. Keilmuan Keperawatan Medikal Bedah Fakultas Keperawatan Universitas Syiah Kuala Banda Aceh, “PENGETAHUAN TENTANG FAKTOR RISIKO PADA PASIEN PENYAKIT JANTUNG KORONER Knowledge of Risk Factors in Coronary Heart Disease Patients,” 2021.
- [9] D. C. Rahayu, L. Hakim, and K. Harefa, “Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kejadian Penyakit Jantung Koroner Di Rsud Rantau Prapat Tahun 2020,” *PREPOTIF J. Kesehat. Masy.*, vol. 5, no. 2, pp. 1055–1057, 2021, doi: 10.31004/prepotif.v5i2.2379.
- [10] Derisma, “Perbandingan Kinerja Algoritma untuk Prediksi Penyakit Jantung dengan Teknik Data Mining,” 2020. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [11] I. Ahmad, S. Samsugi, and Y. Irawan, “Implementasi Data Mining Sebagai Pengolahan Data,” *J. Teknoinfo*, vol. 16, no. 1, p. 46, 2022, [Online]. Available: <http://portaldata.org/index.php/portaldata/article/view/107>
- [12] N. L. W. S. R. Ginantra *et al.*, *DATA MINING DAN PENERAPAN ALGORITMA*. Yayasan Kita Menulis, 2021.
- [13] M. Ali, B. Soejono Wiriaatmadja, and A. D. Hartanto, *Klasifikasi Pasien Pengidap Diabetes Menggunakan Neural Network Backpropagation Untuk Prediksi Kesembuhan*. 2020.
- [14] K. K. Rekayasa, N. Khoiruzzaman, R. Dias Ramadhani, and A. Junaidi, “Hasil Klasifikasi Algoritma Backpropagation dan K-Nearest Neighbor pada Cardiovascular Disease,” 2021. [Online]. Available: <https://archive.ics.uci.edu/ml/machine-learning->
- [15] H. Lubis, Chairisni., “KLASIFIKASI POTENSI MENDERITA PENYAKIT JANTUNG KORONER DENGAN BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK,” 2022.