

Perbandingan Kinerja Neural Network dengan Metode Klasifikasi Tradisional dalam Mendiagnosis Penyakit Jantung: Sebuah Studi Komparatif

Winda Kurnia Sari¹, Iman Saladin B Azhar²

¹Program Studi Manajemen Informatika Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

²Jurusan Sistem Komputer Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

e-mail: windakurniasari@unsri.ac.id, imansaladin@unsri.ac.id

Abstrak

Dalam dunia medis, penyakit jantung menjadi salah satu penyebab kematian terbanyak. Oleh karena itu, perlu dikembangkan sistem yang dapat membantu dalam deteksi dan diagnosis penyakit jantung. Dalam penelitian ini, kami menggunakan proses neural network untuk membantu dalam deteksi penyakit jantung dengan menggunakan data training dan testing yang telah dikumpulkan. Data yang digunakan terdiri dari berbagai fitur klinis dan faktor risiko yang dikumpulkan dari pasien yang terkena penyakit jantung. Hasil dari penelitian lain untuk mendiagnosa penyakit jantung dengan metode klasifikasi tradisional menunjukkan akurasi: Logistic Regression 88.52%, K-Nearest Neighbors 78.69%, Random Forest Classifier 86.89%, dan Tuned K-Nearest Neighbors 85.25%. Sedangkan, model neural network yang dikembangkan dapat mengklasifikasikan pasien berdasarkan kondisi jantung mereka dengan akurasi mencapai 91%. Proses pelatihan model melibatkan penggunaan algoritma optimasi RMSprop, dengan cross-validation dan parameter tuning yang dilakukan untuk mencapai hasil terbaik. Model ini mampu memproses input dengan kecepatan tinggi dan menghasilkan hasil klasifikasi yang akurat. Neural network dapat membantu diagnosis awal penyakit jantung bagi tenaga medis. Namun, peningkatan akurasi dan keandalan membutuhkan penelitian lebih lanjut dengan data yang lebih besar dan fitur klinis yang beragam. Dengan optimalisasi model ini, diharapkan penanganan penyakit jantung menjadi lebih efektif dan efisien.

Keywords: penyakit jantung, model jaringan saraf, klasifikasi, diagnosis, algoritma optimisasi

Abstract

In the medical field, cardiovascular disease stands as one of the leading causes of mortality. Hence, there is a need to develop a system that aids in the detection and diagnosis of heart disease. This study utilizes a neural network approach to assist in heart disease detection using collected training and testing data. The data encompasses various clinical features and risk factors obtained from patients affected by heart disease. Comparative results with traditional classification methods for heart disease diagnosis are as follows: Logistic Regression 88.52%, K-Nearest Neighbors 78.69%, Random Forest Classifier 86.89%, and Tuned K-Nearest Neighbors 85.25%. In contrast, the developed neural network model achieves accuracy of up to 91% in categorizing patients based on their heart conditions. The training process involves utilizing the RMSprop optimization algorithm with cross-validation and parameter tuning to achieve optimal outcomes. The model exhibits efficient processing speed and accurate classification results. Neural networks serve as a valuable tool for early diagnosis of heart disease for healthcare professionals. However, further research involving larger and more diverse clinical datasets is necessary to enhance the accuracy and reliability of the neural network model. Optimization of this model holds the potential to facilitate more effective and efficient management of heart disease.

Keywords: heart disease, neural network model, classification, diagnosis, optimization algorithms

1. PENDAHULUAN

Penyakit kardiovaskular adalah kondisi medis yang paling banyak dijumpai dan seringkali menjadi penyebab kematian utama di seluruh dunia [1]. Penyakit jantung terjadi ketika aliran darah yang menuju jantung terhambat atau terganggu, yang dapat menyebabkan kerusakan pada jaringan otot jantung dan berdampak pada kinerja jantung secara keseluruhan. Faktor-faktor seperti pola makan yang buruk, kurangnya aktivitas fisik, merokok, tekanan darah tinggi, dan diabetes dapat meningkatkan risiko seseorang terkena penyakit jantung [2]. Meskipun demikian, penyakit jantung dapat dicegah dan diobati dengan melakukan perubahan gaya hidup yang sehat, mengontrol faktor risiko, dan pengobatan yang tepat. Penelitian yang telah dilakukan dalam bidang ini meliputi berbagai teknologi dan metode, seperti penggunaan data klinis, pemodelan matematika, dan pengembangan teknologi diagnostik dan terapeutik. Melalui pengembangan teknologi dan penelitian yang lebih lanjut, diharapkan dapat meningkatkan pemahaman kita tentang penyakit jantung dan cara-cara untuk mencegah dan mengobatinya.

Penelitian [3] melakukan review terhadap sejumlah penelitian yang menggunakan metode-metode kecerdasan buatan untuk memprediksi risiko penyakit jantung. Hasil review menunjukkan bahwa metode-metode tersebut memiliki akurasi yang cukup baik dalam memprediksi risiko penyakit jantung. Selain itu,

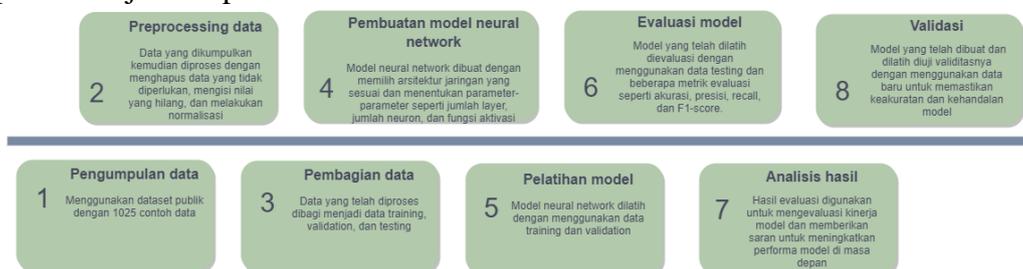
terdapat juga pengujian jaringan saraf tiruan untuk memprediksi risiko penyakit kardiovaskular [4] menggunakan faktor-faktor risiko yang dikumpulkan dari pasien. Penelitian lain [5] melakukan review sistematis dan meta-analisis mengenai hubungan antara status sosial ekonomi dan risiko menderita penyakit kardiovaskular. Hasil penelitian menunjukkan adanya hubungan yang signifikan antara status sosial ekonomi dan insiden penyakit kardiovaskular. Pada [6] memberikan gambaran luas tentang berbagai teknik pembelajaran mesin yang digunakan untuk prediksi penyakit jantung. Penelitian ini mengevaluasi kinerja dari beberapa algoritma pembelajaran mesin seperti *Decision Tree*, *Random Forest*, *Support Vector Machine*, *Neural Network*, dan lainnya untuk memprediksi penyakit jantung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa teknik *Neural Network* memberikan hasil yang paling baik dalam memprediksi penyakit jantung dibandingkan dengan teknik lainnya. Selain itu, penelitian ini juga menyajikan beberapa tantangan dan isu yang dihadapi dalam penggunaan teknik pembelajaran mesin untuk prediksi penyakit jantung, termasuk masalah kurangnya data berkualitas tinggi dan keterbatasan interpretasi hasil yang dihasilkan oleh teknik pembelajaran mesin.

Menurut [7] bertujuan untuk menerapkan *data mining* dan teknologi *machine learning* dalam klasifikasi penyakit jantung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa teknik *Logistic Regression* dan *Random Forest* mampu memberikan hasil klasifikasi dengan akurasi yang tinggi pada dataset penyakit jantung yang digunakan, yaitu 88% dan 87%. Oleh karena itu, dalam penelitian yang sedang dibuat kami mengembangkan model *neural network* dengan menggunakan algoritma optimasi RMSprop dan Adam untuk membandingkan hasil dari penelitian sebelumnya. Penelitian ini menunjukkan bahwa *neural network* dapat membantu dalam deteksi dini penyakit jantung secara efektif.

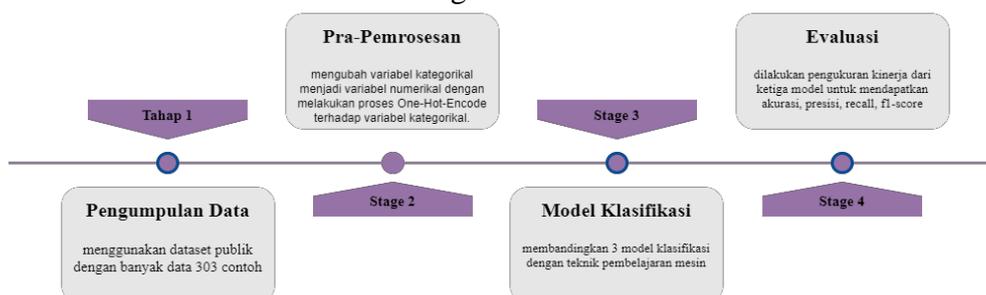
Pendahuluan ini menghadapi beberapa masalah yang perlu diatasi. Pertama, meskipun sudah ada banyak penelitian menggunakan metode kecerdasan buatan dan jaringan saraf tiruan untuk memprediksi risiko penyakit jantung, tetap ada tantangan dalam meningkatkan akurasi prediksi dan mengatasi kurangnya data berkualitas tinggi. Selanjutnya, terdapat keterbatasan dalam interpretasi hasil yang dihasilkan oleh teknik pembelajaran mesin, yang dapat menghambat pemahaman yang lebih mendalam tentang faktor risiko penyakit jantung. Selain itu, penelitian ini juga menyoroti pentingnya status sosial ekonomi dalam hubungannya dengan penyakit kardiovaskular, tetapi masih diperlukan penelitian lebih lanjut untuk memahami secara menyeluruh faktor-faktor tersebut. Dalam penelitian yang sedang dilakukan, penulis mengembangkan model *neural network* dengan menggunakan algoritma optimasi RMSprop dan Adam untuk memperbaiki akurasi prediksi penyakit jantung. Diharapkan bahwa penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam deteksi dini penyakit jantung dan mengatasi beberapa tantangan yang terkait dengan penggunaan teknik pembelajaran mesin dalam bidang ini.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Langkah-langkah umum yang terdapat dalam tahap metodologi penelitian pada penyakit jantung dengan *neural network* ditunjukkan pada Gambar 1. Sedangkan, pada metode penelitian yang dijadikan perbandingan hanya memiliki 4 langkah, yaitu pengumpulan data, pra-pemrosesan, model klasifikasi, dan evaluasi. Seperti ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 1. Metodologi Penelitian Neural Network



Gambar 2. Metodologi Penelitian Klasifikasi Tradisional

Keunggulan dari menggunakan 8 langkah dalam metodologi penelitian pada penyakit jantung dengan neural network adalah sebagai berikut:

1. Lebih komprehensif: Dengan memiliki 8 langkah, metodologi penelitian dapat mencakup proses yang lebih komprehensif mulai dari pengumpulan data awal hingga evaluasi akhir. Ini memungkinkan peneliti untuk mendapatkan pemahaman yang lebih lengkap tentang penyakit jantung dan implementasi neural network.
2. Detail yang lebih rinci: Dalam 8 langkah, setiap tahap memiliki fokus dan tujuan tertentu. Ini memungkinkan peneliti untuk mengidentifikasi dan menangani setiap aspek penting secara lebih terperinci, seperti preprocessing data, tuning model, dan evaluasi yang mendalam.
3. Pengelolaan risiko yang lebih baik: Dengan memperluas langkah-langkah metodologi, penelitian dapat memperhatikan risiko dan kendala yang mungkin timbul dalam setiap tahap. Ini membantu dalam mengidentifikasi dan mengurangi risiko potensial serta memastikan integritas dan validitas penelitian.
4. Akurasi yang lebih tinggi: Dengan melibatkan langkah-langkah yang lebih rinci, penelitian memiliki peluang lebih besar untuk mencapai hasil yang lebih akurat. Setiap langkah dapat dioptimalkan dan disesuaikan sesuai dengan kebutuhan, sehingga meningkatkan kualitas keseluruhan penelitian.

2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan dataset yang berasal dari sumber publik Kaggle, yang terdiri dari 1025 baris data. Dataset tersebut terdiri dari berbagai variabel, termasuk usia, jenis kelamin, tekanan darah, kadar kolesterol, dan lain sebagainya. Selain itu, dataset ini juga mencakup informasi tentang kondisi klinis pasien seperti riwayat merokok, kadar glukosa darah, dan gejala-gejala yang dialami pasien, seperti nyeri dada dan detak jantung yang tidak teratur. Dataset ini merupakan sumber data yang terpercaya dan sering digunakan dalam penelitian terkait penyakit jantung. Dengan menggunakan dataset ini, peneliti dapat mengembangkan model klasifikasi yang akurat untuk memprediksi risiko penyakit jantung pada pasien. Sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset

age	sex	cp	trestbps	chol	fbs	restecg	thalach	exang	oldpeak	slope	ca	thal	target
50	0	2	120	219	0	1	158	0	1.6	1	0	2	1
58	0	2	150	120	0	1	172	0	0.0	2	0	2	1
...
69	0	3	140	140	0	1	151	0	1.8	2	2	2	1

2.2. Preprocessing data

Setelah dataset diambil dari sumber publik Kaggle, langkah selanjutnya adalah melakukan pra pemrosesan data. Pra pemrosesan data pada penelitian ini melibatkan beberapa tahapan yaitu menghapus data yang tidak diperlukan, mengisi nilai yang hilang, dan melakukan normalisasi data. Data yang tidak diperlukan seperti ID atau kolom yang memiliki data yang sama di setiap baris dihapus agar tidak mempengaruhi hasil analisis. Selanjutnya, jika ada data yang hilang, data tersebut diisi dengan metode mean atau median. Terakhir, normalisasi dilakukan untuk memastikan bahwa skala variabel dalam dataset tidak memiliki perbedaan yang signifikan, sehingga dapat memberikan hasil analisis yang lebih akurat. Kemudian, dilakukan penggunaan teknik *one-hot-encoding* dengan mengganti nilai kategorikal dari variabel *chest pain type* (cp), slope, thal, dan *resting electrocardiographic results* (restecg) menjadi nilai numerik 0 atau 1 yang terdapat pada Gambar 3. Hal ini dilakukan agar model *neural network* dapat memproses data dengan lebih optimal dan akurat.

age	sex	trestbps	chol	fbs	thalach	exang	oldpeak	ca	target	cp_1	cp_2	cp_3	slope_0	slope_1	slope_2	thal_0	thal_1	thal_2	thal_3	restecg_0	restecg_1	restecg_2
0	63	1	145	233	1	150	0	2.3	0	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0
1	37	1	130	250	0	167	0	3.5	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0
2	41	0	130	204	0	172	0	1.4	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0
3	56	1	120	236	0	178	0	0.8	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
4	57	0	120	354	0	163	1	0.6	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0

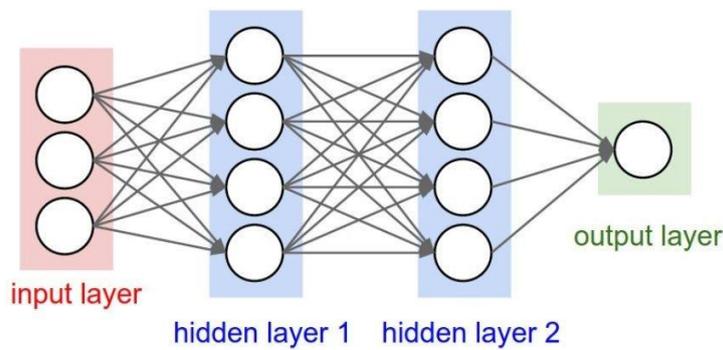
Gambar 3. Proses *One-hot-encoding*

2.3. Pembagian data

Setelah dilakukan pra pemrosesan data, langkah selanjutnya dalam penelitian ini adalah pembagian data menjadi data pelatihan (training) dan data uji (testing). Pada penelitian ini, data dibagi dengan perbandingan 80:20, artinya 80% data digunakan untuk pelatihan model dan 20% sisanya digunakan untuk menguji performa model. Hal ini dilakukan untuk mencegah *overfitting*, di mana model yang terlalu banyak belajar dari data pelatihan namun gagal dalam mengenali data baru. Dalam pembagian data, juga dilakukan pengacakan (*randomization*) untuk memastikan bahwa data tidak memiliki pola tertentu dan representatif untuk digunakan dalam melatih model.

2.4. Pembuatan model neural network

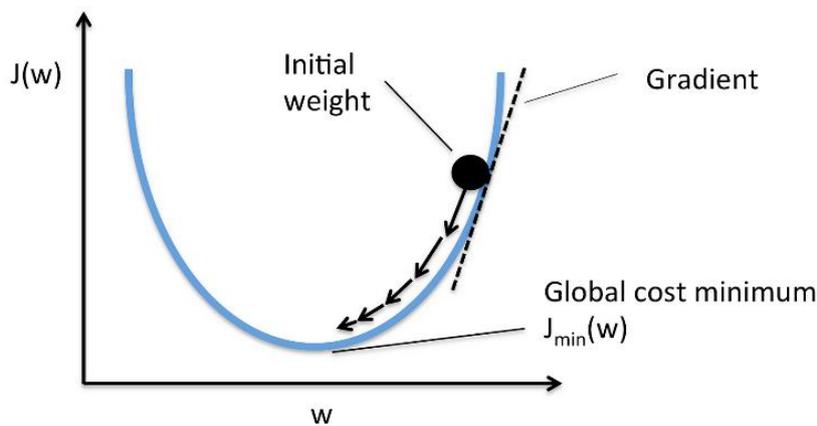
Setelah melakukan tahap pra-pemrosesan data dan pembagian data, selanjutnya dilakukan pembuatan model *neural network*. Pada Gambar 4 menunjukkan bahwa model *neural network* yang digunakan terdiri dari 3 *layer*, yaitu lapisan masukan, dua lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Pada lapisan masukan terdapat 22 neuron dan pada lapisan tersembunyi pertama dan kedua masing-masing terdapat 11 neuron dengan fungsi aktivasi relu dan tanh. Sedangkan, pada lapisan keluaran terdapat 1 neuron dengan berisi fungsi aktivasi sigmoid. Proses pelatihan model menggunakan algoritma optimasi RMSprop dengan batch size 10 dan epoch sebanyak 100. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi performa model.



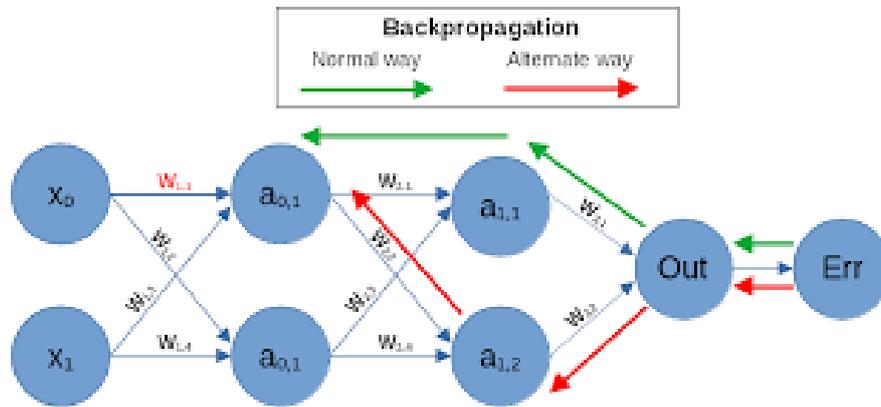
Gambar 4. Neural Network

2.5. Pelatihan model

Setelah model neural network selesai dibuat, langkah selanjutnya adalah melatih model tersebut dengan menggunakan data *training* dan *validation*. Proses pelatihan ini dilakukan dengan mengatur beberapa parameter seperti jumlah epoch (iterasi), ukuran *batch* (jumlah data yang diambil dalam satu iterasi), dan tingkat *dropout* (untuk mencegah *overfitting*) [8]. Pada penelitian ini, digunakan teknik *backpropagation* untuk menghitung gradien dari fungsi *loss* (Gambar 5) pada jaringan saraf tiruan, sehingga model dapat mengubah bobot dan bias pada setiap lapisan dan meningkatkan akurasi prediksi. Teknik ini digunakan selama proses pelatihan model jaringan saraf tiruan, di mana perhitungan gradien dilakukan pada setiap iterasi data pelatihan untuk memperbaiki fungsi *loss* dan menyesuaikan parameter model. *Backpropagation* digunakan untuk meminimalkan kesalahan (*error*) antara nilai *output* aktual dan prediksi pada setiap iterasi, sehingga model dapat belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya [9]. Sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 5. Gradien



Gambar 6. Proses *Backpropagation*

2.6. Evaluasi model

Setelah model dilatih, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi performa model tersebut. Pada penelitian ini, performa model dinilai berdasarkan akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), recall, dan f1-score. Nilai-nilai ini diperoleh dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai sebenarnya dari data uji. Semakin tinggi nilai akurasi, presisi, recall, dan f1-score, maka performa model dinilai semakin baik [10]. Evaluasi dilakukan untuk memastikan apakah model dapat digunakan untuk memprediksi penyakit jantung dengan akurasi yang memadai.

2.7. Analisis hasil

Setelah melalui proses evaluasi, hasil yang didapatkan dapat digunakan untuk melakukan analisis pada model yang telah dibuat. Analisis ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model dan memberikan saran untuk meningkatkan performa model di masa depan. Hasil evaluasi dapat menunjukkan apakah model sudah cukup baik dalam mengklasifikasikan data atau masih perlu dilakukan penyesuaian. Jika hasil evaluasi menunjukkan kinerja model yang masih rendah, maka dapat dilakukan penyesuaian pada parameter atau menggunakan teknik lain untuk meningkatkan performa model. Analisis hasil juga dapat memberikan gambaran mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kinerja model, sehingga dapat diambil tindakan yang sesuai untuk memperbaiki performa model di masa depan.

2.8. Validasi

Pada tahap evaluasi, dilakukan pula validasi silang (*cross-validation*) dengan membagi data *training* menjadi beberapa subset untuk melatih model secara berulang dengan subset yang berbeda-beda, sehingga mendapatkan hasil evaluasi yang lebih akurat. Selain itu, penelitian ini menggunakan *confusion matrix* untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dengan membandingkan prediksi model dengan label sebenarnya. Confusion matrix memberikan informasi tentang jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas dalam dataset. Pada penelitian klasifikasi penyakit jantung dengan menggunakan neural network, confusion matrix digunakan untuk mengukur akurasi model dalam memprediksi apakah pasien menderita penyakit jantung atau tidak. Terdapat empat kemungkinan hasil prediksi dalam confusion matrix, yaitu *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). TP adalah jumlah prediksi yang benar bahwa pasien menderita penyakit jantung, TN adalah jumlah prediksi yang benar bahwa pasien tidak menderita penyakit jantung, FP adalah jumlah prediksi yang salah bahwa pasien menderita penyakit jantung, dan FN adalah jumlah prediksi yang salah bahwa pasien tidak menderita penyakit jantung. Dengan menggunakan confusion matrix, peneliti dapat menghitung akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengevaluasi performa model.

3. HASIL DAN ANALISIS

Pada Gambar 7, hasil dari penelitian menggunakan neural network menunjukkan bahwa model yang dibuat mampu memprediksi kasus penyakit jantung dengan akurasi sebesar 91%. Hal ini dapat dikatakan bahwa model memiliki tingkat keakuratan yang tinggi dalam memprediksi jika pasien menderita penyakit jantung atau tidak. Dengan hasil ini, dapat dikatakan bahwa penggunaan neural network sebagai alat untuk memprediksi kasus penyakit jantung dapat memberikan hasil yang cukup baik dan dapat dijadikan sebagai alat bantu bagi para ahli kesehatan dalam memberikan diagnosis awal dan pengobatan yang tepat.

```

Epoch 94/100
257/257 [=====] - 0s 167us/step - loss: 0.1772 - acc: 0.9650 - val_loss: 0.3673 - val_acc: 0.9130
Epoch 95/100
257/257 [=====] - 0s 136us/step - loss: 0.1748 - acc: 0.9650 - val_loss: 0.3674 - val_acc: 0.9130
Epoch 96/100
257/257 [=====] - 0s 160us/step - loss: 0.1747 - acc: 0.9611 - val_loss: 0.3678 - val_acc: 0.9130
Epoch 97/100
257/257 [=====] - 0s 151us/step - loss: 0.1727 - acc: 0.9650 - val_loss: 0.3696 - val_acc: 0.9130
Epoch 98/100
257/257 [=====] - 0s 167us/step - loss: 0.1704 - acc: 0.9650 - val_loss: 0.3669 - val_acc: 0.9130
Epoch 99/100
257/257 [=====] - 0s 135us/step - loss: 0.1680 - acc: 0.9650 - val_loss: 0.3666 - val_acc: 0.9130
Epoch 100/100
257/257 [=====] - 0s 131us/step - loss: 0.1666 - acc: 0.9650 - val_loss: 0.3666 - val_acc: 0.9130
46/46 [=====] - 0s 103us/step
Testing Acc: 91.30%

```

Gambar 7. Hasil akurasi

Validasi dengan *confusion matrix* juga menunjukkan hasil yang baik dengan nilai presisi, recall, dan F1-score yang tinggi yang terdapat pada Gambar 8. Hal ini menunjukkan bahwa model neural network yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi pada dataset penyakit jantung dengan akurasi yang tinggi.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.91	0.91	0.91	23
1	0.91	0.91	0.91	23
accuracy			0.91	46
macro avg	0.91	0.91	0.91	46
weighted avg	0.91	0.91	0.91	46

Gambar 8. Hasil confusion matrix

Selanjutnya, perbandingan hasil yang telah dilakukan sebelumnya pada kasus penyakit jantung yang sama dengan menggunakan metode pembelajaran mesin, yaitu Logistic Regression, k-Nearest Neighbors, Random Forest, dan Tuned k-Nearest Neighbors mendapatkan akurasi masing-masing sebesar 88.52%, 78.69%, 86.89%, dan 85.25% [7]. Dan penelitian yang dikembangkan dengan neural network menggunakan algoritma optimasi dan beberapa parameternya didapatkan dalam Tabel 2 dibawah ini.

Tabel 2. Perbandingan hasil dengan Metode Klasifikasi Tradisional

Model	Akurasi (%)
Logistic Regression	88.52
k-Nearest Neighbors	78.69
Random Forest	86.89
Tuned k-Nearest Neighbors	85.25
Neural Network	91.30

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan menggunakan neural network, didapatkan akurasi sebesar 91% dengan memanfaatkan data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%, dengan menggunakan dataset dan pra-pemrosesan data yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan neural network pada kasus klasifikasi penyakit jantung dapat menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan metode pembelajaran mesin yang telah digunakan sebelumnya seperti Logistic Regression, k-Nearest Neighbors, dan Random Forest. Dalam penelitian kedepannya, dapat dilakukan pengujian lebih lanjut dengan mengoptimalkan parameter-parameter lain pada neural network untuk meningkatkan akurasi model. Selain itu, dapat juga dilakukan eksplorasi pada data lain yang terkait dengan penyakit jantung seperti faktor risiko dan riwayat kesehatan pasien untuk membantu dalam diagnosa dan pengobatan.

REFERENCES:

- [1] C. B. C. Latha and S. C. Jeeva, "Improving the accuracy of prediction of heart disease risk based on ensemble classification techniques," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 16, p. 100203, 2019.
- [2] Y.-B. Zhang *et al.*, "Combined lifestyle factors, all-cause mortality and cardiovascular disease: a systematic review and meta-analysis of prospective cohort studies," *J. Epidemiol. Community Health*, vol. 75, no. 1, pp. 92 LP – 99, Jan. 2021.
- [3] R. Alizadehsani *et al.*, "Machine learning-based coronary artery disease diagnosis: A comprehensive review," *Comput. Biol. Med.*, vol. 111, p. 103346, 2019.
- [4] H. Bihri, R. Nejjari, S. Azzouzi, and M. E. H. Charaf, "An Artificial Neural Network-Based System to Predict Cardiovascular Disease BT - Advances in Information, Communication and Cybersecurity," 2022, pp. 393–402.
- [5] B. Green, A. Heydenburg, M. Makosiej, S. T. Plucinski, J. Slessova, and K. Donohue, "Socioeconomic Status and Cardiovascular Disease Risk in Vermont Adults.pdf." Master of Public Health Culminating Projects, 2022.
- [6] D. Shah, S. Patel, and S. K. Bharti, "Heart Disease Prediction using Machine Learning Techniques," *SN Comput. Sci.*, vol. 1, no. 6, p. 345, 2020.
- [7] I. S. B. Azhar and W. K. Sari, "PENERAPAN DATA MINING DAN TEKNOLOGI MACHINE LEARNING PADA KLASIFIKASI PENYAKIT JANTUNG." *JSI: Jurnal Sistem Informasi (E-Journal)*, 2022.
- [8] B. Santra, A. Paul, and D. P. Mukherjee, "Deterministic dropout for deep neural networks using composite random forest," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 131, pp. 205–212, 2020.
- [9] L. G. Wright *et al.*, "Deep physical neural networks trained with backpropagation," *Nature*, vol. 601, no. 7894, pp. 549–555, 2022.
- [10] D. Chicco and G. Jurman, "The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation," *BMC Genomics*, vol. 21, no. 1, p. 6, 2020.