
Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Hati

Ma'mur Zaky Nurrokhman

mamurzakynurrokhman@students.amikom.ac.id

Universitas Amikom Yogyakarta

Informasi Artikel

Diterima : 13 Jul 2023

Direview : 5 Ags 2023

Disetujui : 29 Ags 2023

Kata Kunci

Penyakit hati, Support Vector Machine, Neural Network, Multi Layer Perceptron, Grid Search Cross Validation

Abstrak

Pada penelitian ini dilakukan perbandingan dua algoritma untuk klasifikasi penyakit hati, yaitu algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Neural Network* berjenis *Multi Layer Perceptron* (MLP). Pelatihan model dilakukan dengan bantuan *Grid Search Cross Validation* (*GridSearchCV*). Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengetahui model *machine learning* dengan performa terbaik yang dihasilkan dari kedua algoritma tersebut. Dataset yang digunakan diambil dari situs *UCI Machine Learning Repository* dengan nama dataset yaitu *Indian Liver Patient Dataset*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model klasifikasi penyakit hati dengan algoritma SVM memiliki kinerja yang lebih baik dan akurasi yang lebih tinggi yaitu 87,65%. Kinerja yang baik ini juga ditandai dengan hasil pada *Confusion Matrix* yang menunjukkan bahwa model tidak memprediksi penderita penyakit hati sebagai bukan penderita penyakit hati sehingga tidak membahayakan penderita penyakit hati.

Keywords

Liver Disease, Support Vector Machine, Neural Network, Multi Layer Perceptron, Grid Search Cross Validation

Abstrak

In this study, a comparison of two algorithms for the classification of liver disease, namely the Support Vector Machine (SVM) algorithm and the Multi Layer Perceptron (MLP) Neural Network type. Model training is done with the help of Grid Search Cross Validation (GridSearchCV). The purpose of this study is to determine the best performing machine learning model generated from the two algorithms. The dataset used is taken from the UCI Machine Learning Repository site with the dataset name Indian Liver Patient Dataset. The results showed that the liver disease classification model with SVM algorithm has better performance and higher accuracy of 87.65%. This good performance is also characterized by the results on the Confusion Matrix which shows that the model does not predict liver disease patients as non-liver disease patients so as not to endanger people with liver disease.

A. Pendahuluan

Hati atau liver merupakan salah satu organ yang sangat penting bagi tubuh. Terdapat beberapa fungsi kerja hati antara lain sebagai penawar dan penetralisir racun, mengatur sirkulasi hormon, mengatur komposisi darah yang mengandung lemak, gula, protein, dan zat lain. Hati juga berfungsi membuat empedu yang merupakan zat yang membantu pencernaan lemak [1].

Dengan pentingnya fungsi hati tersebut, akan sangat berbahaya apabila terdapat gangguan atau masalah pada organ hati. Beberapa masalah yang timbul akibat gangguan fungsi hati dapat menyebabkan penyakit hati seperti hepatitis, kanker hati, dan sirosis hati [2]. Apabila tidak ditangani dengan baik, penyakit hati dapat menyebabkan kerusakan pada tubuh bahkan kematian. Walaupun begitu, dalam beberapa kasus, penyakit ini dapat diatasi jika terdeteksi secara dini [3].

Deteksi penyakit hati harus dilakukan dengan segera agar kondisi tidak semakin memburuk. Identifikasi penyakit hati membutuhkan spesialis yang memiliki pemahaman atau pengalaman yang menyeluruh tentang ancaman penyakit hati. Pada sebagian besar kasus, dokter menghadapi kerumitan dalam mengidentifikasi penyakit hati secara tepat karena beberapa faktor seperti gejala yang tumpang tindih dengan penyakit lain [3].

Untuk mempermudah pendeteksian penyakit hati, dibutuhkan sebuah alat atau mesin yang dapat mendeteksi penyakit hati dengan lebih efisien dengan cara mengklasifikasikan antara pasien yang terkena dan tidak terkena penyakit hati. Salah satu metode yang dapat digunakan yaitu dengan menggunakan *machine learning*. *Machine Learning* merupakan cabang ilmu bagian dari kecerdasan buatan (*artificial intelligence*), sebuah sistem yang mampu belajar sendiri untuk memutuskan sesuatu tanpa harus berulang kali diprogram oleh manusia sehingga komputer menjadi cerdas dengan belajar dari data-data yang dimiliki [4]. Pada *machine learning* terdapat beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk klasifikasi seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan *Neural Network* berjenis *Multi Layer Perceptron* (MLP).

Penelitian terdahulu yang membandingkan algoritma SVM dan MLP untuk klasifikasi kanker payudara yang dilakukan oleh [5]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma MLP menghasilkan akurasi dan *confusion matrix* yang lebih baik dibandingkan algoritma SVM. Akurasi yang didapatkan dengan algoritma MLP untuk data uji yaitu 95,9% sedangkan algoritma SVM mendapatkan akurasi sebesar 93,5%.

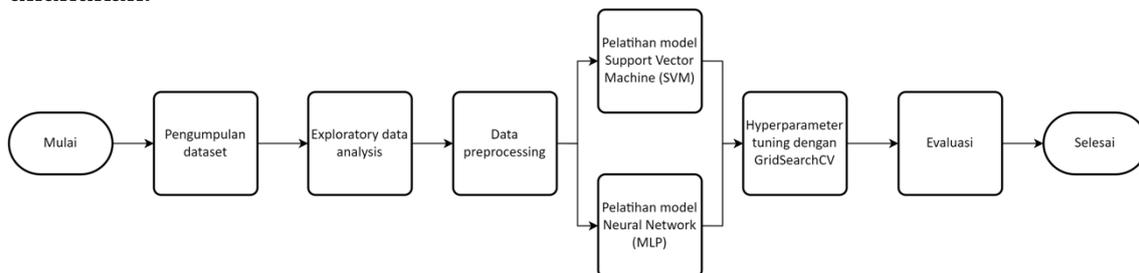
Penelitian kedua dilakukan oleh [6] yang menganalisis performa dari model klasifikasi penyakit hati dengan melakukan perbandingan lima algoritma klasifikasi yaitu J.48, MLP, SVM, *Random Forest*, dan *Bayesian Networks*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan optimasi menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO), algoritma MLP mendapatkan akurasi sebesar 77,54% sedangkan algoritma SVM mendapatkan akurasi sebesar 73,44%.

Penelitian ketiga dilakukan oleh [7] yang menganalisis perbandingan performa dari empat algoritma untuk klasifikasi penyakit hati yaitu algoritma *Random Forest*, MLP, *K-Nearest Neighbor* (KNN), dan SVM. Hasil penelitian menunjukkan algoritma MLP mendapatkan skor akurasi sebesar 68%, sedangkan algoritma SVM mendapatkan skor akurasi sebesar 74%.

Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan terhadap dua algoritma *machine learning* yaitu SVM dan *Neural Network* berjenis MLP. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengetahui model *machine learning* dengan performa terbaik yang dihasilkan dari kedua algoritma tersebut. Pembuatan model *machine learning* pada kedua algoritma dilakukan dengan metode *resampling data* untuk menyeimbangkan antar kelas pada dataset yang digunakan. Selain itu, dilakukan optimasi *hyperparameter tuning* menggunakan *Grid Search Cross Validation* (*GridSearchCV*) untuk menentukan parameter terbaik saat pelatihan model.

B. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dan *Neural Network* berjenis *Multi Layer Perceptron* untuk pembuatan model klasifikasi penyakit hati yang kemudian akan dibandingkan akurasi dan performa dari kedua algoritma tersebut. Pembuatan model klasifikasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Berikut merupakan diagram tahapan penelitian yang dilakukan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan Dataset

Tahap pertama yaitu pengumpulan dataset pasien penyakit hati. Dataset diambil dari situs *UCI Machine Learning Repository* dengan nama dataset yaitu *Indian Liver Patient Dataset*. Pada dataset ini terdapat 583 data dengan jumlah 11 atribut yang terdiri dari 10 atribut berupa *feature* dan 1 atribut berupa *label*. Berikut merupakan informasi atribut-atribut yang terdapat pada dataset.

- a. Age
- b. Gender
- c. Total Bilirubin
- d. Direct Bilirubin
- e. Alkphos Alkaline Phosphotase
- f. SGPT Alamine Aminotransferase
- g. SGOT Aspartate Aminotransferase
- h. Total Proteins
- i. Albumin
- j. Albumin and Globulin Ratio
- k. Label/Kelas

Dari total 583 data terdapat 416 data pasien penderita penyakit hati dan 167 data pasien bukan penderita penyakit hati. Berdasarkan jumlah pasien dapat diketahui bahwa dataset memiliki jumlah label kelas yang tidak seimbang. Adapun keterangan label yang terdapat pada dataset yaitu sebagai berikut.

Tabel 1. Keterangan Label Pada Dataset

Label	Keterangan
1	Pasien penderita penyakit hati
2	Pasien bukan penderita penyakit hati

2. Exploratory Data Analysis

Exploratory Data Analysis (EDA) merupakan sebuah pendekatan untuk melihat apa saja yang diberikan oleh data untuk membantu menganalisis kumpulan data berdasarkan karakteristik statistik [8].

Pada tahap ini, dilakukan eksplorasi data untuk dataset *Indian Liver Patient Dataset*. Eksplorasi data dimulai dengan mengubah dataset menjadi *dataframe* menggunakan *library pandas*. Diketahui bahwa pada dataset belum terdapat nama-nama atribut dan masih berupa index angka. Kemudian, dilakukan pengisian nama-nama atribut pada dataset sesuai dengan informasi yang terdapat pada situs *UCI Machine Learning Repository*.

Setelah mengubah nama-nama atribut, dilanjutkan dengan melihat info, statistik deskriptif, pengecekan *missing value*, data duplikat, dan jumlah pasien pada masing-masing label kelas.

3. Data Preprocessing

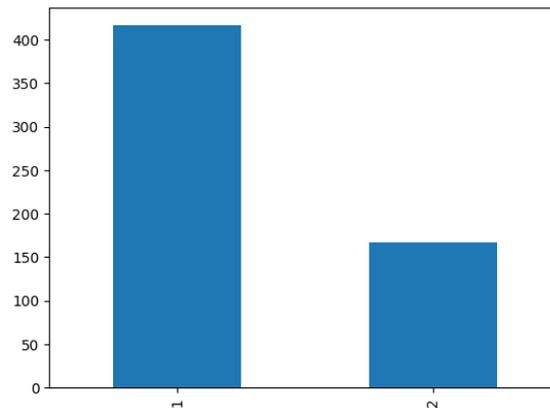
Tahap selanjutnya yaitu *data preprocessing*. *Data preprocessing* merupakan tahap yang penting untuk dilakukan karena bertujuan untuk membersihkan data dari data yang berlebihan, tidak konsisten, *noisy*, atau data yang hilang (*missing value*) di dalam dataset. Selain itu, dengan data yang bersih akan membuat kinerja algoritma *machine learning* menjadi lebih baik [9].

Tahap *data preprocessing* diawali dengan mengubah tipe data pada atribut *Gender* dari tipe kategorik ke numerik dengan teknik *One Hot Encoding*. Teknik tersebut dipilih karena data gender bersifat *non-ordinal* (tidak bertingkat) yang berarti baik gender laki-laki maupun perempuan memiliki kemungkinan yang sama untuk terkena penyakit hati.

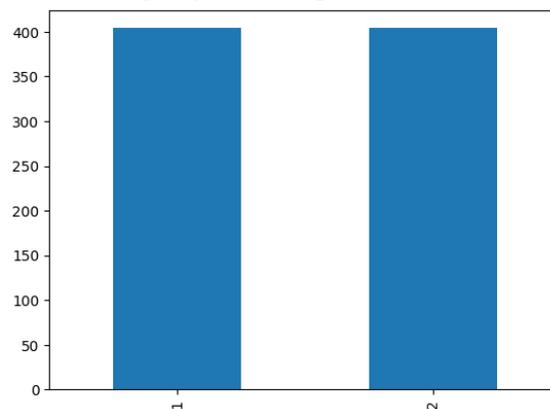
Selanjutnya dilakukan tahap penanganan *missing value*. Penanganan dilakukan dengan menghapus baris data yang terdapat nilai kosong. Pada tahap EDA sebelumnya, terdapat 4 nilai kosong pada atribut *Albumin and Globulin Ratio*.

Tahap selanjutnya adalah menghapus data duplikat. Terdapat 13 data duplikat pada dataset. Data duplikat perlu dihapus agar model tidak berlebihan dalam mempelajari data yang dikarenakan terdapat data yang sama.

Setelah menghapus data duplikat, dilanjutkan dengan pembagian *feature dan label*. Kemudian dilakukan penyeimbangan jumlah data pada kedua label kelas dengan teknik *Resample Data*. Penyeimbangan data dilakukan agar saat model dilatih, model tidak mengalami ketimpangan dalam mengenali kedua kelas sehingga kedua kelas dapat dikenali oleh model dengan seimbang. Metode yang digunakan yaitu *Random Oversampler*. Berikut merupakan grafik jumlah label kelas sebelum dan sesudah dilakukan penyeimbangan data.



Gambar 2. Grafik jumlah label sebelum dilakukan preprocessing dan penyeimbangan data



Gambar 3. Grafik jumlah label setelah dilakukan preprocessing dan diseimbangkan menggunakan Random Oversampler

Langkah terakhir pada tahap *data preprocessing* yaitu *scaling data*. Metode yang digunakan yaitu *Standard Scaler*. *Standard Scaler* digunakan karena merupakan metode yang paling umum digunakan dalam pembuatan machine learning.

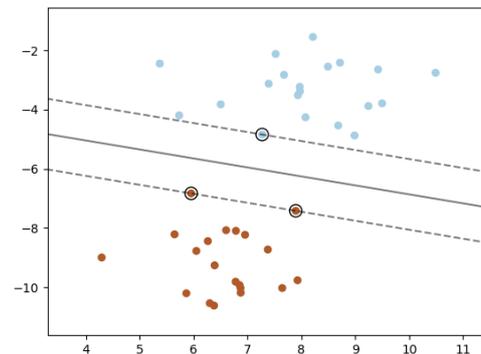
4. Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan dua algoritma yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Neural Network* berjenis MLP. Pelatihan model dilakukan dengan membagi data menjadi *data training* dan *data testing* dengan perbandingan 80% untuk *data training* dan 20% untuk *data testing*. Pelatihan model dibantu dengan teknik *Hyperparameter Tuning* menggunakan metode *Grid Search Cross Validation* (*GridSearchCV*) untuk memilih parameter terbaik pada masing-masing algoritma sehingga ditemukan performa yang terbaik.

5. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma *Supervised Learning*. Algoritma ini merupakan salah satu yang memiliki performa yang baik dibanding dengan algoritma lain sehingga sering digunakan di berbagai penelitian sebelumnya [10]. SVM memiliki beberapa kelebihan seperti kemampuan generalisasi yang tinggi dan memiliki fungsi kernel untuk digunakan pada data yang berdimensi tinggi [11]. Cara kerja SVM yaitu dengan mencari *hyperplane* antara dua kelas data. Pencarian *hyperplane* dilakukan hingga mendapatkan

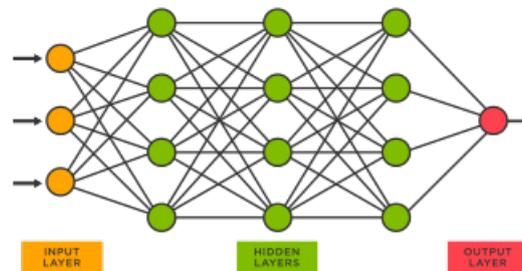
margin terbesar. Margin adalah jarak antara dua *support vector* atau titik terdekat dengan *hyperplane* [12].



Gambar 4. Struktur Algoritma SVM

6. Neural Network Multi Layer Perceptron (MLP)

Neural Network merupakan metode kecerdasan buatan yang cukup populer karena memiliki kinerja yang baik terutama dalam melakukan transformasi pada data sehingga data dapat diproses dengan lebih mudah [13]. Ada banyak jenis algoritma pada metode *Neural Network* salah satunya yaitu *Multi Layer Perceptron* (MLP). MLP merupakan algoritma turunan dari *Artificial Neural Network*. MLP memiliki tiga layer yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada *input layer* terdapat *neuron* yang jumlahnya menyesuaikan dengan jumlah parameter input [14].



Gambar 5. Struktur Algoritma MLP

7. Grid Search Cross Validation (GridSearchCV)

Pelatihan model pada kedua algoritma dilakukan dengan bantuan *GridSearchCV* untuk optimasi parameter-parameter yang terdapat pada masing-masing algoritma. Berikut merupakan parameter-parameter yang disertakan di *GridSearchCV* pada algoritma SVM.

Tabel 2. Daftar Parameter yang Disertakan pada Algoritma SVM

Parameter	Value
Kernel	Linear, Poly, RBF
C	0.1 ; 1 ; 10 ; 100
Gamma	0.1 ; 1 ; 10 ; 100

Sedangkan untuk parameter-parameter yang disertakan di *GridSearchCV* pada algoritma *Neural Network* MLP adalah sebagai berikut.

Tabel 3. Daftar Parameter yang Disertakan pada Algoritma MLP

Parameter	Value
Hidden layer sizes	(10, 10,); (25, 25,); (50, 50,); (100, 100,)
Activation	Relu, Tanh
Solver	SGD, Adam
Alpha	0.0001 ; 0.001 ; 0.01 ; 0.1 ; 1.0

8. Evaluasi

Tahap terakhir yaitu evaluasi. Pada tahap ini dilakukan evaluasi terhadap hasil pemodelan *machine learning*. Evaluasi dilakukan dengan melihat akurasi, persentase *overfitting* pada model, *confusion matrix*, dan *classification report*.

C. Hasil dan Pembahasan

Proses pelatihan model dilakukan setelah tahap EDA dan *data preprocessing* menghasilkan dua model dengan algoritma SVM dan *Neural Network* berjenis MLP. Sebelum dilakukan pelatihan, data dibagi menjadi *data training* dan *data testing* dengan perbandingan 80% untuk *data training* dan 20% untuk *data testing*. Setelah itu, dilakukan proses pelatihan model dengan bantuan *GridSearchCV* untuk menentukan parameter terbaik berdasarkan parameter-parameter yang sudah ditentukan sebelumnya pada masing-masing algoritma. Berikut merupakan pembahasan mengenai model hasil pelatihan dari algoritma SVM dan MLP.

1. Support Vector Machine (SVM)

Pelatihan model menggunakan algoritma SVM dilakukan dengan bantuan *GridSearchCV* untuk optimasi parameter-parameter yang terdapat pada algoritma SVM yang sudah ditentukan. *GridSearchCV* memperoleh parameter terbaiknya yaitu:

Tabel 4. Parameter Terbaik pada Algoritma SVM

Parameter	Value
Kernel	RBF
C	1
Gamma	100

Setelah model dilatih, dilanjutkan dengan tahap evaluasi. Langkah pertama pada tahap ini yaitu melihat akurasi model. Akurasi yang didapatkan dari algoritma SVM yaitu 87,65% untuk *data testing*, sedangkan untuk *data training* yaitu 100%. Model memiliki selisih 12,34% untuk akurasi pada *data training* dan *data testing*.

Selanjutnya yaitu melihat *confusion matrix* yang didapatkan dari *data testing*. Pelatihan model menggunakan algoritma SVM menghasilkan *confusion matrix* sebagai berikut.

Tabel 5. Confusion Matrix dari Model SVM

	Predicted Label		
	1	2	
True Label	1	76	0
	2	20	66

Berdasarkan Tabel 5, dapat diketahui bahwa jumlah prediksi yang benar terhadap penderita penyakit hati sebanyak 76 data dan prediksi yang benar terhadap bukan penderita penyakit hati sebanyak 66 data. Sedangkan jumlah prediksi yang salah terhadap bukan penderita penyakit hati sebanyak 20 data dan tidak ada prediksi yang salah terhadap penderita penyakit hati. Ini menunjukkan bahwa model dapat memprediksi dengan baik pada pasien yang benar-benar terkena penyakit hati karena tidak memprediksi penderita penyakit hati sebagai bukan penderita penyakit hati. Lalu, model juga memiliki kesalahan dalam memprediksi bukan penderita penyakit hati sebagai penderita penyakit hati. Walaupun begitu, hasil prediksi tersebut sangat membantu untuk memberi pencegahan kepada pasien.

Langkah terakhir pada tahap ini yaitu melihat Classification Report. Berikut merupakan hasil dari Classification Report dari model SVM.

Tabel 6. Classification Report dari Model SVM

	Precision	Recall	f1-score	Support
1	0.7917	1.0000	0.8837	76
2	1.0000	0.7674	0.8684	86
Accuracy			0.8765	162
Macro Average	0.8958	0.8837	0.8761	162
Weighted Average	0.9023	0.8765	0.8756	162

Dari Tabel 6, dapat diketahui bahwa model dapat mengenali penderita penyakit hati dengan persentase 100% dan dapat mengenali bukan penderita penyakit hati dengan persentase 76,74%. Akurasi yang didapatkan dari model berdasarkan *data testing* yaitu sebesar 87,65%. Dengan akurasi tersebut, model bisa dikatakan memiliki akurasi yang bagus.

2. Neural Network Multi Layer Perceptron (MLP)

Pelatihan model menggunakan algoritma MLP juga dilakukan dengan bantuan *GridSearchCV* dengan parameter-parameter yang sudah ditentukan sebelumnya. *GridSearchCV* pada model MLP memperoleh parameter terbaiknya yaitu:

Tabel 7. Parameter Terbaik pada Algoritma MLP

Parameter	Value
Hidden layer sizes	(100, 100,)
Activation	Relu
Solver	Adam
Alpha	0.001

Setelah proses pelatihan, dilanjutkan dengan tahap evaluasi. Evaluasi dimulai dengan melihat akurasi model pada *data training* dan *data testing*. Pada *data training*, akurasi yang didapatkan yaitu 98,29%. Sedangkan pada *data testing*, akurasi yang didapatkan yaitu 83,95%. Model memiliki selisih 14,34% untuk akurasi pada *data training* dan *data testing*.

Tahap evaluasi selanjutnya yaitu dengan melihat *confusion matrix* yang didapatkan dari *data testing*. *Confusion matrix* yang dihasilkan dari pelatihan model dengan algoritma MLP yaitu sebagai berikut.

Tabel 8. Confusion Matrix dari Model MLP

		Predicted Label	
		1	2
True Label	1	57	19
	2	7	79

Berdasarkan Tabel 8, dapat diketahui bahwa jumlah prediksi yang benar terhadap penderita penyakit hati sebanyak 57 data dan prediksi yang benar terhadap bukan penderita penyakit hati sebanyak 79 data. Sedangkan jumlah prediksi yang salah terhadap bukan penderita penyakit hati sebanyak 7 data dan jumlah prediksi yang salah terhadap penderita penyakit hati sebanyak 19 data. Dari jumlah total 162 data pada *data testing* terdapat 19 data terdapat prediksi yang meleset pada penderita penyakit hati. Dengan kata lain, model memiliki kemungkinan 11,72% untuk memprediksi penderita penyakit hati sebagai bukan penderita penyakit hati atau sehat. Hal ini cukup berbahaya karena penderita penyakit hati atau memiliki gejala penyakit hati seharusnya segera ditangani agar tidak memperparah kondisi pasien.

Tahap evaluasi yang terakhir yaitu melihat *classification report*. Berikut merupakan hasil dari *classification report* dari model MLP.

Tabel 9. Classification Report dari Model MLP

	Precision	Recall	f1-score	Support
1	0.8906	0.7500	0.8143	76
2	0.8061	0.9186	0.8587	86
Accuracy			0.8395	162
Macro Average	0.8484	0.8343	0.8365	162
Weighted Average	0.8458	0.8395	0.8379	162

Dari Tabel 9, dapat diketahui bahwa model dapat mengenali penderita penyakit hati dengan persentase 75% dan dapat mengenali bukan penderita penyakit hati dengan persentase 91,86%. Akurasi yang didapatkan dari model berdasarkan *data testing* yaitu sebesar 83,95%. Dengan akurasi tersebut, model bisa dikatakan memiliki akurasi yang bagus.

D. Simpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan sebelumnya dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi penyakit hati dengan algoritma SVM memiliki kinerja yang lebih baik daripada model dengan algoritma *Neural Network* MLP. Ini dibuktikan dengan akurasi algoritma SVM yang lebih tinggi daripada algoritma MLP yaitu 87,65%. Selain itu, model dengan algoritma SVM juga memiliki hasil *confusion matrix* yang sangat baik karena model tidak memprediksi penderita penyakit hati sebagai

bukan penderita penyakit hati atau sehat. Sedangkan pada model dengan algoritma MLP memiliki hasil *confusion matrix* yang cukup buruk karena model memiliki kemungkinan 11,72% untuk memprediksi penderita penyakit hati sebagai bukan penderita penyakit hati atau sehat sehingga sangat berbahaya apabila diterapkan pada bidang kesehatan karena hal tersebut dapat memperparah kondisi pasien yang memiliki gejala atau terkena penyakit hati. Meskipun tidak terdapat kesalahan dalam memprediksi penderita penyakit hati, pada model SVM masih terdapat kesalahan dalam memprediksi bukan penderita penyakit hati sebagai penderita penyakit hati. Walaupun begitu, kesalahan prediksi tersebut akan sangat berguna sebagai tindakan pencegahan kepada pasien dari penyakit hati.

E. Referensi

- [1] E. Pusporani, S. Qomariyah, and I. Irhamah, "Klasifikasi Pasien Penderita Penyakit Liver dengan Pendekatan Machine Learning," *INFERENSI*, vol. 2, no. 1, p. 25, Mar. 2019, doi: 10.12962/j27213862.v2i1.6810.
- [2] C. N. Prabiantissa, "Klasifikasi pada Dataset Penyakit Hati Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, K-NN, dan Naïve Bayes," *SNESTIK*, vol. 1, no. 1, pp. 263–268, Jun. 2021, doi: 10.31284/p.snestik.2021.1818.
- [3] T. A. Assegie, "Support Vector Machine And K-Nearest Neighbor Based Liver Disease Classification Model," *Indonesian Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, vol. 3, no. 1, pp. 9–14, Feb. 2021, doi: 10.35882/ijeeemi.v3i1.2.
- [4] E. Retnoningsih and R. Pramudita, "Mengenal Machine Learning Dengan Teknik Supervised Dan Unsupervised Learning Menggunakan Python," *Bina Insani ICT Journal*, Dec. 2020, doi: 10.51211/biict.v7i2.1422.
- [5] J. W. Kusuma, B. H. Hayadi, W. Wanayumini, and R. Rosnelly, "Komparasi Metode Multi Layer Perceptron (MLP) dan Support Vector Machine (SVM) untuk Klasifikasi Kanker Payudara," *MIND (Multimedia Artificial Intelligent Networking Database) Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 51–60, Jun. 2022, doi: 10.26760/mindjournal.v7i1.51-60.
- [6] M. B. Priya, P. L. Juliet, and P. R. Tamilselvi, "Performance Analysis of Liver Disease Prediction Using Machine Learning Algorithms," *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 05, no. 01, pp. 206–211, Jan. 2018.
- [7] S. R. Veeranki and M. Varshney, "Intelligent Techniques and Comparative Performance Analysis of Liver Disease Prediction," *International Journal of Mechanical Engineering*, vol. 07, no. 01, pp. 489–503, Jan. 2022.
- [8] K. Sahoo, A. K. Samal, J. Pramanik, and S. K. Pani, "Exploratory Data Analysis using Python," *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, vol. 8, no. 12, pp. 4727–4735, Oct. 2019, doi: 10.35940/ijitee.l3591.1081219.
- [9] E. Alshdaifat, D. Alshdaifat, A. Alsarhan, F. Hussein, and S. M. F. S. El-Salhi, "The Effect of Preprocessing Techniques, Applied to Numeric Features, on Classification Algorithms' Performance," *Data*, vol. 6, no. 2, p. 11, Jan. 2021, doi: 10.3390/data6020011.

-
- [10] D. W. P. Rianti, Y. Umaidah, and A. Voutama, "Tren Marketplace Berdasarkan Klasifikasi Ulasan Pelanggan Menggunakan Perbandingan Kernel Support Vector Machine," *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, vol. 6, no. 1, p. 98, Aug. 2021, doi: 10.30998/string.v6i1.9993.
- [11] T. M. Permata Aulia, N. Arifin, and R. Mayasari, "PERBANDINGAN KERNEL SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM PENERAPAN ANALISIS SENTIMEN VAKSINISASI COVID-19", *SINTECH Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 139-145, Oct. 2021.
- [12] K. R. Sulaeman, C. Setianingsih, & R. E. Saputra, "Analisis Algoritma Support Vector Machine Dalam Klasifikasi Penyakit Stroke," *eProceedings of Engineering*, vol. 9, no. 3, pp. 922-928, Jun. 2022.
- [13] I. Firmansyah and B. H. Hayadi, "Komparasi Fungsi Aktivasi Relu Dan Tanh Pada Multilayer Perceptron," *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, vol. 6, no. 2, p. 200, Sep. 2022, doi: 10.26798/jiko.v6i2.600.
- [14] I. W. P. Agung, "Optimasi Parameter Input pada Artificial Neural Network untuk Meningkatkan Akurasi Prediksi Indeks Harga Saham," *Jurnal Sistem Informasi Dan Komputer*, vol. 10, no. 2, pp. 211-216, Aug. 2021, doi: 10.32736/sisfokom.v10i2.1166.