

Klasifikasi Penyakit Liver Menggunakan Algoritma *Deep Neural Network* (DNN)

M. Nejatullah Sidqi¹, Muhamad Fadli²
Universitas PGRI Silampari

Email: neja.sidqi97@gmail.com, muhamad.fadli797@gmail.com

Abstrak

Penyakit hati telah menyerang lebih dari satu juta pasien baru di dunia. yang dimana organ hati memiliki fungsi penting untuk metabolisme tubuh dalam menyalurkan beberapa fungsi vital. Penyakit hati memiliki gejala diantaranya sakit kuning, sakit perut, lelah, mual, muntah, sakit punggung, perut bengkak, penurunan berat badan, limpa membesar dan kantong empedu serta memiliki kelainan yang sangat sulit untuk dideteksi, karena hati berkerja seperti biasa meskipun sebagian fungsi hati telah rusak. Diagnosis penyakit hati dapat dilakukan dengan algoritma klasifikasi Deep Neural Network. Klasifikasi dengan Algoritma Deep Neural Network dapat menggunakan 3 jenis fungsi aktivasi diantaranya yaitu Min-Max, Sigmoid, dan Softmax kemudian dapat dilakukan normalisasi dengan penambahan hidden layer pada arsitektur Deep Neural Network. Kemudian selain fungsi aktivasi, dapat dilakukan membuat parameter seperti epoch dan layer yang bervariasi. Epoch yang digunakan sebesar 50, 100, 150, 200 dan 250, sedangkan layer yang di gunakan 1 layer – 5 layer. Hasil dari model klasifikasi yang dilakukan mendapatkan akurasi terbaik sebesar 71% pada 1 layer dengan 100 epoch, sedangkan hasil terendah dengan akurasi sebesar 62% pada pengujian 4 layer dengan 50 epoch. pada dataset Bupa Liver Disorder

Keywords: Klasifikasi, Liver, Deep Neural Network

Abstract

Liver disease has affected more than one million new patients worldwide. The liver is a vital organ responsible for essential metabolic functions in the human body. Liver diseases present various symptoms such as jaundice, abdominal pain, fatigue, nausea, vomiting, back pain, bloating, weight loss, enlarged spleen, and gallbladder complications. These diseases are often difficult to detect because the liver can continue to function normally even when part of it is damaged. Diagnosis of liver disease can be performed using Deep Neural Network (DNN) classification algorithms. The DNN classification process can utilize three types of activation functions, namely Min-Max, Sigmoid, and Softmax, with normalization and additional hidden layers in the network architecture. In addition to activation functions, several parameter variations can be applied, including the number of epochs and layers. In this study, the number of epochs used was 50, 100, 150, 200, and 250, with the number of layers ranging from 1 to 5. The classification model achieved the highest accuracy of 71% using 1 layer and 100 epochs, while the lowest accuracy was 62% using 4 layers and 50 epochs. The classification was performed on the Bupa Liver Disorder dataset.

Keywords: Classification, Liver, Deep Neural Network

PENDAHULUAN

Hati adalah salah satu organ terbesar dalam tubuh manusia karena memainkan peran penting dalam metabolisme dan melakukan beberapa fungsi vital. Hati terletak di perut kanan di bawah diafragma (Karthik dkk., 2018; Kumar dan Katyal, 2018). Penyakit hati adalah masalah kesehatan utama di seluruh dunia, dengan lebih dari satu juta pasien

baru yang terdiagnosis (Kumar dan Thakur, 2021). Fungsi penting hati adalah memproduksi hormon dan protein, mengontrol gula darah, dan membantu mengatur pembekuan darah. Ada beberapa jenis penyakit hati yang menyebabkan gagal hati, seperti penyakit Wilson, hepatitis, kanker hati, dan sirosis (Priya dkk., 2018). Penyakit liver disebabkan oleh peradangan atau kerusakan sel hati yang disebabkan oleh infeksi jamur, virus atau bakteri, konsumsi alkohol berlebihan, merokok, air minum yang terkontaminasi arsenik dan obesitas (Ghosh dan Waheed, 2017; Kumar dan Thakur, 2021). Oleh karena itu, seringkali penderita tidak mengenali penyakit ini. Oleh karena itu, diperlukan deteksi dini yang akurat, oleh karena itu terdapat penelitian yang menggunakan metode penambangan data medis untuk mendiagnosis penyakit hati menggunakan algoritma klasifikasi data (Kumar dan Katyal, 2018). Berbagai metode klasifikasi penyakit hati, termasuk Haque et al., (2018) menggunakan model hutan acak dan jaringan saraf, mengusulkan teknik validasi silang 10 kali lipat dan pengaturan parameter tuning, memberikan akurasi terbaik dalam jaringan saraf. nilai 85,29% dan nilai prediksi positif 89,47% dan sensitivitas 80%. Kumar dan Katyal (2018) juga menerapkan metode klasifikasi menggunakan model algoritma KNN, C5.0, K-Means, Naive-Bayes, pohon keputusan dan C5.0 pada dataset penyakit hati sebanyak 483 pasien dengan 11 atribut UCI. Adaptive Boosting, menunjukkan hasil akurasi tertinggi (75,19 persen) dari algoritma C.50 dan adaptive boosting. Dalam Fathi dkk (2020), pemilihan fitur dilakukan dengan normalisasi kumpulan data untuk menghilangkan outlier dan data yang hilang, dan data dibagi dengan validasi silang 10 kali lipat menggunakan pengklasifikasi SVM linier, kuadrat, dan Gaussian yang diusulkan. model Hasil penelitian menunjukkan bahwa dataset IPLD mempunyai akurasi, sensitivitas dan skor F1 tertinggi yaitu sebesar 90.9%, 89.2% dan 94%, sedangkan dataset BUPA memberikan akurasi, sensitivitas dan skor F1 tertinggi yaitu sebesar 92.2%, 89% dan 94.3%.

Klasifikasi kanker hati dilakukan dengan model deep neural network yang dioptimalkan dengan menambahkan 3 fungsi aktivasi berbeda yaitu Min-Max, Sigmoid dan Softmaz, serta menambahkan normalisasi bakteri pada setiap lapisan tersembunyi arsitektur DNN untuk mendapatkan nilai terbaik. ReLU dalam fungsi aktivasi Min dengan normalisasi data -Max memberikan akurasi 98,33% dan menggunakan 2 parameter lapisan tersembunyi, kecepatan pembelajaran 0,04 dan 200 epoch (Purba dkk., 2020). Kemudian Zhang dkk., (2020) melakukan studi banding optimasi pembobotan dan bias DNN dengan

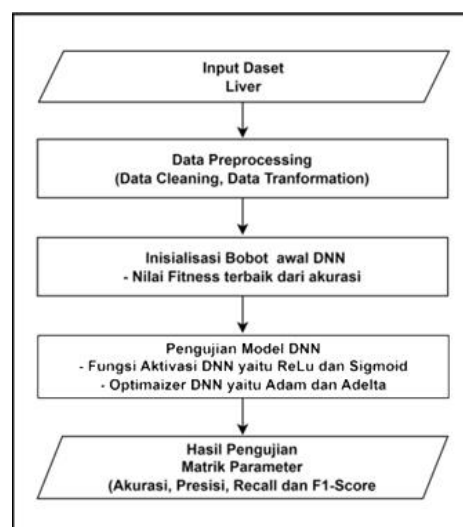
cara optimasi Ant Colony Optimization (ACO) dan membandingkannya dengan Artificial Neural Network (ANN) untuk mengetahui keunggulan ACO dalam optimasi bobot dan bias DNN. maka akan diperoleh hasil perbandingan ACO terbaik DNN dengan arsitektur 2-25-20-18-15-1 dengan nilai RMSE sebesar 130.988, nilai R2 sebesar 0.991 dan MAE sebesar 115.274. Untuk menentukan kualitas akhir dari hasil jaringan syaraf tiruan (Patel dkk., 2018). Sebagian besar kemampuan pelatihan jaringan saraf tiruan juga biasanya bergantung pada penyetelan semua parameter untuk mendapatkan hasil terbaik. Pada saat yang sama, model algoritma optimasi, metaheuristik, dapat disediakan untuk mengoptimalkan parameter jaringan saraf tiruan untuk mendapatkan bobot yang optimal (Alsaeedi dkk., 2020). Dari berbagai latar belakang masalah yang telah dibahas, maka penelitian ini mengusulkan peningkatan kinerja klasifikasi arsitektur Deep Neural Network (DNN).

METODOLOGI

Penyakit liver menggunakan metode *deep neural network* (DNN)). Langkah-langkah metodologi penelitian ini disusun secara sistematis sedemikian rupa sehingga penelitian ini terstruktur dan mengikuti suatu alur kerja

Kerangka Kerja Penelitian

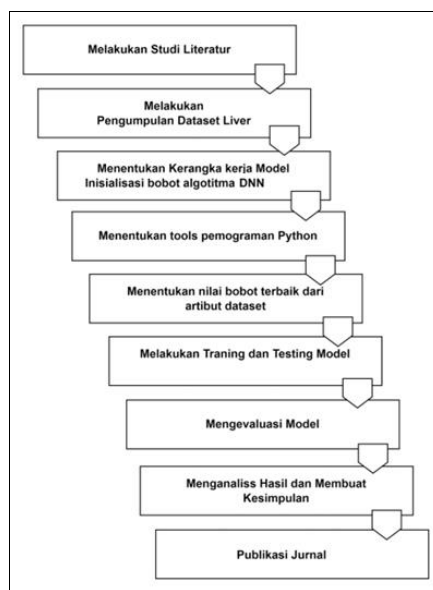
Kerangka penelitian serta data dikumpulkan dari UCI Repository Database, kemudian digunakan klasifikasi DNN, setelah itu diperoleh klasifikasi dari seluruh validasi model, analisisnya adalah . dilakukan pada parameter. hasil matriks seperti presisi, akurasi, recall dan skor F1. Proses klasifikasi ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Tahapan Penelitian

Proses tahapan penelitian yang dilakukan untuk klasifikasi penyakit liver menggunakan algoritma Deep Neural Networks, maka dilakukan penelitian, seperti pada gambar 2.



Gambar 2. Tahapan Penelitian

Persiapan Data

Proses persiapan data dilakukan dengan Dataset yang mendukung penelitian ini didasarkan pada pasien penyakit Liver. Pada penelitian ini menggunakan dataset dari UCI Repository yaitu BUPA Liver Disorders seperti pada tabel 1.

NO	Kode Atribut	Nama Atribut	Keterangan
1.	A1	MCV	Mengukur ukuran dan volume sel darah merah
2.	A2	Alkphos	Mengukur hasil jumlah enzim alkline
3.	A3	SGPT	Mengukur tingkat enzim ALT dalam darah
4.	A4	SGOT	Mengukur kerusakan hati

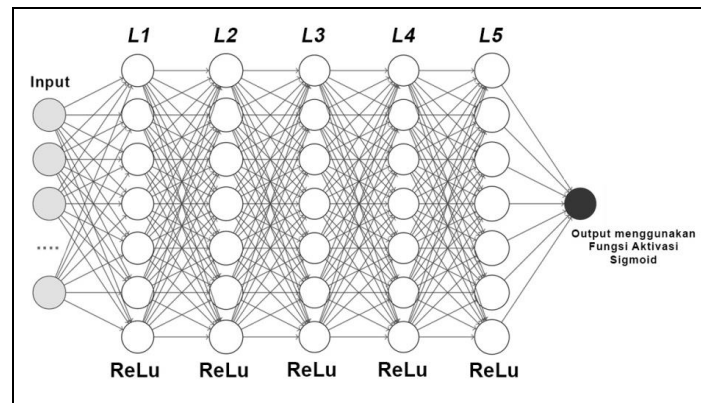
5.	A5	Gammagt	Mengukur hasil kadar <i>alkali fostase</i>
6.	A6	Drink	Mengukur minum berkalkhol yuang diminum setiap hari
7.	A7	Selector Field	1 = Liver , 2 = Not Liver

Tabel 1. Dataset BUPA Liver Disorders

Nama atribut Dataset yang dilakukan sebelum data di masukan kedalam proses klasifikasi. Pada dataset BUPA Liver Disorders terdiri dari 7 atribut yang memiliki nama atribut mcv mean corpuscular volume (MCV), alkphos alkaline phosphotase (Alkphos), sgpt alanine aminotransferase (SGPT), sgot aspartate aminotransferase (SGOT), gammagt gamma-glutamyl transpeptidase (Gammagt), drinks number of half-pint equivalents of alcoholic beverages drunk per day (Drink) dan selector field.

Klasifikasi menggunakan DNN

Proses klasifikasi dataset Liver menggunakan algoritma DNN. Berikut adalah arsitektur DNN yang diusulkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsirektur DNN yang diusulkan

Pada gambar 3, arsitektur DNN memiliki input, lapisan tersembunyi, dan keluaran yang diimplementasikan pada dataset Liver. Setiap lapisan tersembunyi arsitektur DNN menggunakan fungsi aktivasi ReLu. Setiap lapisan tersembunyi menggunakan 100 neuron dan lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Algoritma fungsi aktivasi sigmoid yang digunakan adalah backpropagation. Pada saat pelatihan data, jumlah data

dibagi menjadi dua bagian, yaitu data proses pelatihan dan proses pengujian. Proses pembagian data menggunakan metode Cross Validation setara dengan 70% data pelatihan dan 30% data pengujian

Proses Pelatihan

Proses pelatihan dataset menggunakan empat dataset dengan dataset dan karakteristik yang berbeda. Pada penelitian ini, 70% data dibagi untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian dalam tahap validasi silang untuk mencapai hasil terbaik. Proses pelatihan dan distribusi tes ditampilkan. Dataset Bupa Liver Disorders memiliki jumlah dataset sebanyak 345 pasien, kemudian dilakukan pelatihan, maka pembagian dataset tersebut sebesar 241 (70%) untuk data latih, sedangkan 104 (30%) untuk data uji.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Hasil penelitian pada klasifikasi liver dengan dataset BUPA Liver Disorders menggunakan skenario pelatihan epoch serta layer yang berbeda – beda. Model deep neural network (DNN) diuji dengan beberapa parameter pengukuran, setiap lapisan melewati 5 lapisan, kemudian dilatih menggunakan 50 epoch, 100 epoch, 150 epoch, 200 epoch, dan 250 epoch. Selain itu, fungsi aktivasi yang digunakan pada setiap layer menggunakan fungsi aktivasi ReLU, kemudian aktivasi Sigmoid untuk kelas 0 atau 1 (biner) dan aktivasi softmax untuk kumpulan data multikelas sebagai fungsi aktivasi keluaran. Fungsi optimasi DNN yang digunakan adalah Adam, sedangkan fungsi loss menggunakan biner dan entropi silang kategoris. Pengujian yang telah dilakukan menghasilkan akurasi, presisi, recal dan f1-Skor. Hasil yang didapat dari skenario pelatihana yang didapatkan dari hasil yang telah dilakukan. Pengujian yang telah dilakukan menggunakan 1 Layer menghasilkan nilai pengujian seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Pengujian 1 Layer

Epoch	Akurasi	Precision	Recal	F1- skor
50	70,19	69,00	69,00	70,00
100	71,15	71,00	71,00	71,00
150	67,31	66,00	65,00	65,00
200	67,31	67,00	67,00	67,00

250	68,27	68,00	68,00	68,00
-----	-------	-------	-------	-------

Pengujian selanjutnya dilakukan menggunakan 2 layer menghasilkan nilai pengujian seperti pada tabel 3.

Tabel 3. Pengujian 2 Layer

Epoch	Akurasi	Precision	Recal	F1- skor
50	68,27	67,00	67,00	67,00
100	64,42	63,00	63,00	63,00
150	67,31	66,00	65,00	65,00
200	66,35	65,00	66,00	67,00
250	67,31	66,00	65,00	65,00

Pengujian selanjutnya dilakukan menggunakan 3 layer menghasilkan nilai pengujian seperti pada tabel 4.

Tabel 4. Pengujian 3 Layer

Epoch	Akurasi	Precision	Recal	F1- Skore
50	63,46	64,00	64,00	63,00
100	64,42	63,00	63,00	63,00
150	67,31	66,00	65,00	65,00
200	67,31	66,00	65,00	65,00
250	70,19	71,00	70,00	70,00

Pengujian selanjutnya dilakukan menggunakan 4 layer menghasilkan nilai pengujian seperti pada tabel 5.

Tabel 5. Pengujian 4 Layer

Epoch	Akurasi	Precision	Recal	F1- Skore
50	62,50	61,00	62,00	63,00
100	64,42	62,00	62,00	62,00
150	63,46	61,00	60,00	61,00
200	68,27	67,00	67,00	67,00
250	68,27	67,00	68,00	67,00

Pengujian selanjutnya dilakukan menggunakan 5 layer menghasilkan nilai pengujian seperti pada tabel 6.

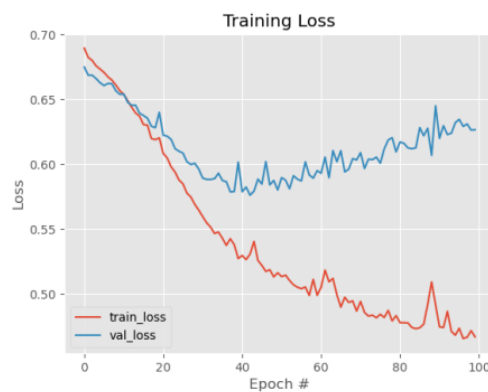
Tabel 6. Pengujian 5 Layer

Epoch	Akurasi	Precision	Recal	F1-Skore
50	66,35	67,00	66,00	67,00
100	63,46	62,00	62,00	62,00
150	68,27	68,00	68,00	67,00
200	67,31	66,00	67,00	68,00
250	66,35	66,00	66,00	66,00

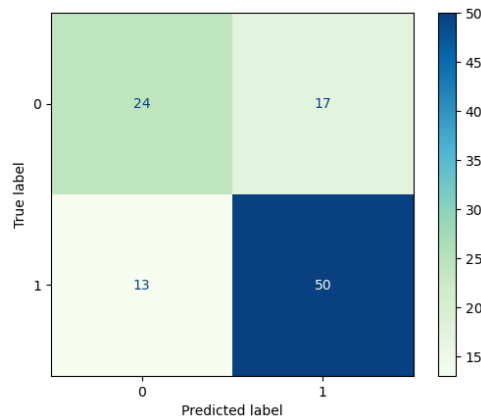
Hasil dari pengujian Deep Neural Networks (DNN) dilakukan menghasilkan nilai tertinggi dengan hasil akurasi 71,15 %, presisi 71,00%, recall 71,00% dan 71,00% pada parameter 1 layer dan 100 epoch, sedangkan hasil akurasi rata – rata tertinggi mendapatkan nilai akurasi 68,84% pada 1 layer dan 100 epoch . Berikut plot akurasi, loss, dan confusion matrix terbaik hasil pengujian pada Gambar 4



Gambar 5. Plot Akurasi DNN



Gambar 6. Plot Loss



Gambar 7. Confusion Matrix

Pembahasan

Hasil Pengujian dilakukan sebanyak 5 kali iterasi dengan menggunakan epoch dan layer yang berbeda-beda. Pengujian yang telah dilakukan menggunakan epoch 50, 100, 150, 200 dan 250, Pada iterasi 1 layer mendapatkan hasil terbaik sebesar 71%, precision 71%, recal 71% dan f1-skore 71% pada iterasi epoch 100. Sedangkan hasil iterasi 2 layer menghasilkan hasil terbaik sebesar 68% precision 67%, recal 67%, f1-skore 67%. Kemudian pada iterasi 3 layer mendapatkan hasil terbaik 70%, precision 71%, recal 70% dan f1-skore 70%. Selanjutnya pada iterasi 4 layer menghasilkan nilai terbaik dengan akurasi sebesar 64%, precision 62%, recal 62% dan f1-skore 62%. Untuk iterasi yang 5 layer menghasilkan akurasi 68%, precision 68%, recal 68%, f1-skore 67% dengan epoch 150. Hasil terbaik dari 5 iterasi layer yang berbeda-beda mendapatkan hasil terbaik pada layer 1 dengan akurasi 71%, precision 71%, recal 71% dan f1-score 71.

SIMPULAN

Pada penelitian yang dilakukan menggunakan iterasi sebanyak 5 layer dengan epoch yang berbeda-beda, serta menggunakan optimizer adam, memiliki hasil yang bervariasi. Kinerja algoritma Deep Neural Network (DNN) dengan jumlah layer yang bervariasi memiliki nilai tertinggi sebesar akurasi sebesar 71% dengan nilai precision 71%, recal 71% dan f1-score 71% serta epoch yang digunakan 100. Sedangkan akurasi menggunakan layer 2, 3, 4, dan 5 menghasilkan akurasi yang lebih rendah. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma Deep Neural Network dapat di tingkat kembali hasil akurasi dengan melakukan percobaan dengan pergantian fungsi optimizer.

DAFTAR PUSTAKA

- Alasadi, S. A., & Bhaya, W. S. (2017). Review of Data Preprocessing Techniques.pdf. In *Journal of Engineering and Applie Sciences* (Vol. 12, Issue 16, pp. 41024107).
- Fathi, M., Nemati, M., Mohammadi, S. M., & Abbasi-Kesbi, R. (2020). A MACHINE LEARNING APPROACH BASED ON SVM FOR CLASSIFICATION OF LIVER DISEASES. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 32(03), 2050018. <https://doi.org/10.4015/S1016237220500180>
- Ghosh, S., & Waheed, S. (2017). Analysis of classification algorithms for liver disease diagnosis. *Journal of Science Technology and Environment Informatics*, 5, 361–370. <https://doi.org/10.18801/jstei.050117.38>
- Haque, Md Rezwanul, Islam, M. M., Iqbal, H., Reza, M. S., & Hasan, M. K. (2018). Performance evaluation of random forests and artificial neural networks for the classification of liver disorder. *2018 International Conference on Computer, Communication, Chemical, Material and Electronic Engineering (IC4ME2)*, 1–5.
- Jyoti, O., Islam, N., & Hasnain, F. M. D. S. (2020). Prediction of Hepatitis Disease Using Effective Deep Neural Network. *2020 IEEE International Conference for Innovation in Technology (INOCON)*, 1–5.
- Karthik, S., Srinivasa Perumal, R., & Chandra Mouli, P. V. S. S. R. (2018). Breast cancer classification using deep neural networks. *Knowledge Computing and Its Applications: Knowledge Manipulation and Processing Techniques: Volume 1*, 227–241. https://doi.org/10.1007/978-981-10-6680-1_12
- Kumar, P., & Thakur, R. S. (2021). Liver disorder detection using variable- neighbor weighted fuzzy K nearest neighbor approach. *Multimedia Tools and Applications*, 80(11), 16515–16535. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-07978-3>
- Kumar, S. K. (2017). On weight initialization in deep neural networks. *ArXiv*, 9. <https://arxiv.org/abs/1704.08863>
- Kumar, S., & Katyayal, S. (2018). Effective analysis and diagnosis of liver disorder by data mining. *2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)*, 1047–1051.
- M. Barhoom, A., Abu-Naser, S., Abu-Nasser, B., Khalil, A., Musleh, M., & Alajrami, E. (2019). Predicting Liver Patients using Artificial Neural Network. 1–11.
- Patel, P., Nandu, M., & Raut, P. (2018b). Initialization of weights in neural networks. *International Journal of Scientific Development and Research (IJSDR)*, 3(11), 73–79.
- Purba, O. H., Sarwoko, E. A., & Wibowo, A. (2020). Classification of liver cancer with microrna data using the deep neural network (DNN) method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1524(1), 012129.
- Yao, Z., Li, J., Guan, Z., Ye, Y., & Chen, Y. (2020). Liver disease screening based on densely connected deep neural networks. *Neural Networks*, 123, 299–304.