Vol. 4, No. 3, Desember 2023, hal. 580-589

Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)

p-ISSN: 2723-567X
e-ISSN: 2723-5661

http://ejurnal.umri.ac.id/index.php/coscitech/index

# Deep Learning untuk mendeteksi gangguan lambung melalui citra iris mata

**Harun Mukhtar[1], Baidarus[2], Eggy Aryanto[3], Yandiko Saputra Sy[4]**
Email: [1]harunmukhtar@umri.ac.id, [2]bayu@umri.ac.id, [3]180401051@student.umri.ac.id, [4]yandikosaputra@umri.ac.id

[1,2,3,4]Teknik Informatika, Ilmu Komputer
Universitas Muhammadiyah Riau

Diterima: 09 Desember 2023 | Direvisi: - | Disetujui: 27 Desember 2023
©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

**Abstrak**

Lambung merupakan salah satu organ penting dari sistem pencernaan manusia. Organ lambung sendiri yang tidak dapat bekerja secara normal akan mengakibatkan gangguan. Hal ini menjadi penyakit timbul pada organ lambung. Penyakit lambung juga terjadi karena kurangnya pengetahuan mengenai penyakit lambung, sehingga masyarakat mengabaikan gejala yang timbul. Penyakit lambung merupakan penyakit yang dianggap sangat serius, Jika dibiarkan saja dapat mengakibatkan penyakit lain timbul. Umumnya untuk mengetahui adanya penyakit lambung masih secara manual dan beberapa tes yang dilakukan saat penyakit lambung sudah kambuh. Klasifikasi gangguan lambung dilakukan dengan menggunakan 360 citra iris mata yang diambil secara manual melalui kamera digital dan database web citra iris mata. Pada penelitian ini penulis menggunakan metode *Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)* untuk mengklasifikasi citra iris mata penderita gangguan lambung. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah mampu mengklasifikasi citra iris mata penderita gangguan lambung. Klasifikasi citra iris mata penderita gangguan lambung mendapatkan tingkat akurasi training 65.00%.

**Kata kunci**: *Deep Learning, Pengolahan citra; Klasifikasi citra iris mata penderita gangguan lambung*

## *Deep learning to detect gastric disorder through iris images*

***Abstract***

*The stomach is one of the important organs of the human digestive system. If the stomach organ itself cannot work normally, it will cause problems. This is a disease that occurs in the stomach organs. Gastric disease also occurs due to a lack of knowledge about stomach disease, so that people ignore the symptoms that arise. Gastric disease is a disease that is considered very serious. If left alone it can cause other diseases to arise. Generally, finding out the presence of stomach disease is still done manually and several tests are carried out when stomach disease has recurred. Classification of gastric disorders was carried out using 360 iris images taken manually via a digital camera and a web database of iris images. In this study the author used the Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) method to classify iris images of patients with gastric disorders. The results obtained from this research are able to classify the iris images of people with gastric disorders. Classification of iris images of patients with gastric disorders achieved a training accuracy rate of 65.00%.*

**Keywords**: *Deep Learning, Image processing, Classification of iris images of patients with gastric disorders*

## 1. PENDAHULUAN

Lambung merupakan salah satu organ penting dari sistem pencernaan manusia. Lambung memiliki fungsi untuk menyimpan dan mengolah makanan yang dikonsumsi manusia serta mengatasi zat berbahaya dan menyerap zat baik bagi tubuh [1].

Organ lambung yang tidak dapat bekerja secara normal akan mengakibatkan gangguan. Hal ini menjadi penyakit timbul pada organ lambung. Penyakit lambung juga terjadi karena kurangnya pengetahuan mengenai penyakit lambung, sehingga masyarakat

mengabaikan gejala yang timbul. Penyakit lambung merupakan penyakit yang dianggap sangat serius, Jika dibiarkan saja dapat mengakibatkan penyakit lain timbul bahkan menyebabkan kematian jika tidak segera ditangani [2].

Permasalahan ini menjadi permasalahan yang penting untuk diatasi. Dalam mengatasi hal tersebut diperlukan adanya metode pemeriksaan melalui iris mata seseorang yang disebut ilmu *iridologi*. Berdasarkan pengamatan serta observasi, para ahli *iridologi* mendapati pola-pola yang beraturan. Ilmu *iridologi* adalah studi yang mempelajari pola dan susunan serat pada iris mata dimana setiap serat tergambar dari mata mencerminkan kondisi tubuh seseorang. Iris tersusun dari selaput halus berlapis yang terhubung dengan sistem saraf dari semua organ tubuh [3].

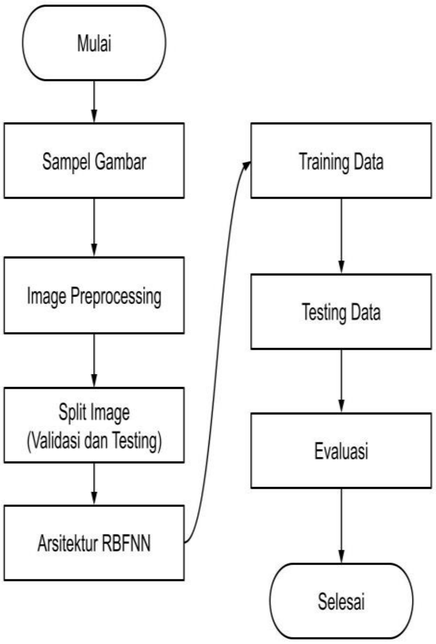
Saat ini terdapat metode modern dikembangkan sebagai metode alternatif guna membantu menyelesaikan masalah klasifikasi. *Deep learning* merupakan salah satu cabang dari *Machine Learning* yang terdiri dari algoritma pemodelan abstraksi tingkat tinggi pada data menggunakan sekumpulan fungsi transformasi *non-linear* melalui beberapa lapisan secara mendalam. *Deep learning* adalah pembelajaran fitur secara hierarki yang dibentuk oleh komposisi fitur tingkat rendah[4]. *Deep learning* dapat memecahkan masalah lebih kompleks dengan cepat dan baik, seperti halnya Deep Learning mampu membuat komputer mengklasifikasikan foto maupun suara [5].

Penelitian ini membahas tentang cara mendeteksi gangguan lambung dengan melakukan klasifikasi iris mata penderita dan iris mata bukan penderita berupa citra atau *image*. Maka solusi untuk mengatasi permasalahan klasifikasi citra iris mata penderita dan citra iris mata bukan penderita adalah dengan menggunakan metode RBFNN.

Metode *RBFNN* dipilih dalam penelitian ini, karena *Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)* merupakan jenis arsitektur jaringan saraf tiruan, dengan cara kerja meniru jaringan saraf manusia yang terdiri dari berlapis-lapis neuron yang bekerja secara bersamaan dalam memecahkan suatu permasalahan. Jaringan *RBFNN* bersifat *feed forward*, tipe jaringan *(multilayer)* serta keunggulan fungsi aktivasi yang digunakan. *RBFNN* terdiri dari tiga *layer*, yaitu input *layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. [6]

## 2. METODE PENELITIAN

Pada bagian ini akan dipaparkan tahap-tahap yang dilakukan dalam melakukan deteksi gangguan lambung melalui citra iris mata, dimulai dengan pengumpulan sampel gambar, kemudian dilakukan split menjadi dua kelas, *preprocessing*, implementasi metode RBFNN, *training*, *testing* dan evaluasi. berikut alur penelitian yang akan dilakukan:

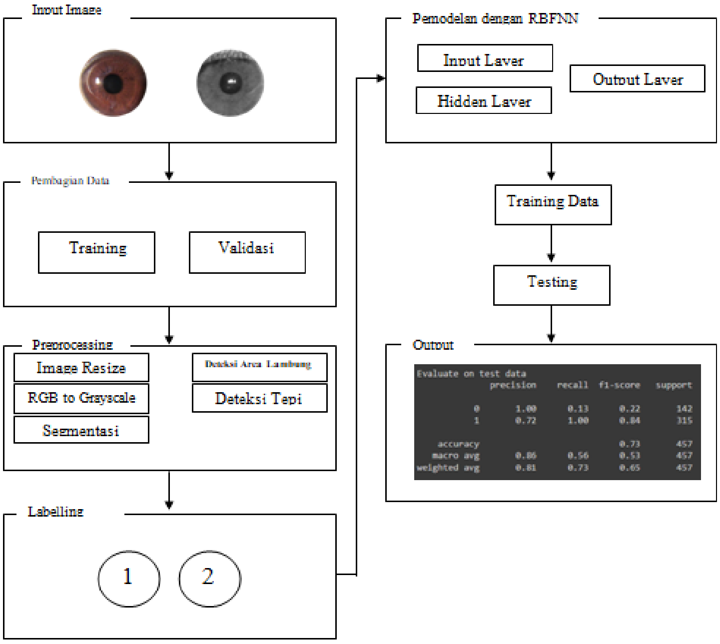



Gambar 1. Alur deteksi gangguan lambung melalui iris mata

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan menjelaskan mengenai hasil dan pembahasan terkait pengujian pada penelitian yang diusulkan yaitu *deep learning* untuk mendeteksi gangguan lambung melalui citra iris mata.

3.1.*Flowchart* untuk mengklasifikasikan Citra Iris Mata



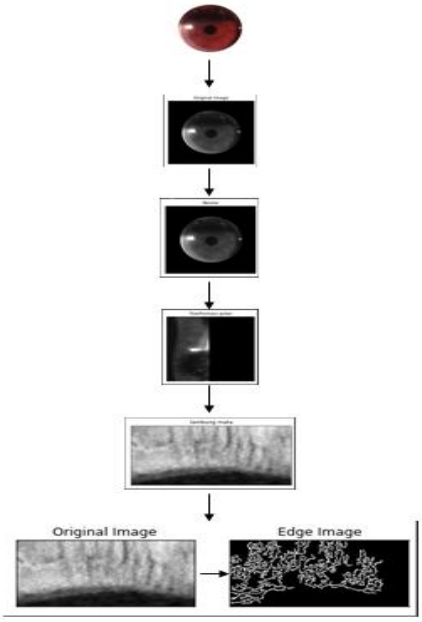

Gambar 2. *Flowchart*

3.1.1. Implementasi Data

Citra iris mata yang digunakan berjumlah 360 citra, kemudian citra iris mata penderita berjumlah 180 citra yang diambil secara manual melalui kamera digital sedangkan citra iris mata bukan penderita berjumlah 180 citra diperoleh dari database iris mata yaitu *web CASIA Database*. Citra tersebut akan dilakukan proses crop secara manual menggunakan *software photo editor Photoshop* dengan tujuan agar mendapatkan bagian iris mata saja. Ukuran citra *input* akan diubah ukurannya menjadi 416x416 pixel, selanjutnya dilakukan proses *preprocessing* untuk mendapatkan citra daerah lambung saja

3.1.2. *Preprocessing*

Pada tahap ini, dilakukan persiapan data yang dibutuhkan untuk identifikasi objek, data yang telah dibagi menjadi dua, yaitu data *training* dan data validasi, kemudian diproses di tahap *preprocessing* akan dilakukan pemrosesan gambar konversi warna, *resizing* dan sebagainya [7], berikut tahap-tahap *preprocessing* dalam mendeteksi pola pada iris mata :




Gambar 3. *Preprocessing*

Berdasarkan gambar tersebut adalah beberapa tahapan dalam *preprocessing*. Berikut adalah tahapan pada pra-proses citra:

- *RGB to Grayscale* yaitu pengolahan citra yang dilakukan guna mengubah citra warna (Red, Green, Blue) menjadi citra *greyscale* atau abu-abu.
- *Resizing* dilakukan untuk memperoleh area fokus objek yaitu citra iris mata yang akan diidentifikasi dengan cara memanipulasi orientasi objek. Citra yang digunakan berukuran 416 x 416 pixel.
- Pada tahap selanjutnya yaitu proses transformasi citra polar yaitu mengubah dari bentuk lingkaran ke dalam bentuk citra polar yang memiliki bentuk geometri persegi panjang.
- Proses *image segmentation* yaitu tahap untuk memisahkan latar belakang objek dengan objek itu sendiri agar lebih mudah diolah. Citra yang digunakan sebesar 90 x 180 *pixel*.
- Deteksi area lambung dilakukan untuk memotong bagian area lambung sesuai grafik iridologi pada iris mata yang akan lanjut ke proses berikutnya. Daerah lambung terletak pada lapisan pertama diatas pupil, maka dilakukan pengambilan daerah lambung dengan memotong bagian iris setelah pupil dengan ukuran pemotongan yang disesuaikan. Pemotongan citra yang digunakan berukuran 90 x 180 *pixel*.
- Deteksi Tepi digunakan untuk memperjelas tekstur area lambung pada citra agar mudah diolah. Deteksi tepi bertujuan untuk mendapatkan pola-pola pada iris yang membentuk pola iris gangguan lambung dan pola iris lambung normal. Citra iris yang telah selesai akan dinormalisasi ukurannya menjadi 90 x 180 *pixel*.
- Citra yang sudah diolah akan diubah menjadi array agar lebih mudah dianalisa. Citra akan dikonversi menjadi nilai 0 dan 1 sehingga citra diubah menjadi citra biner.

3.1.3. *Labelling*

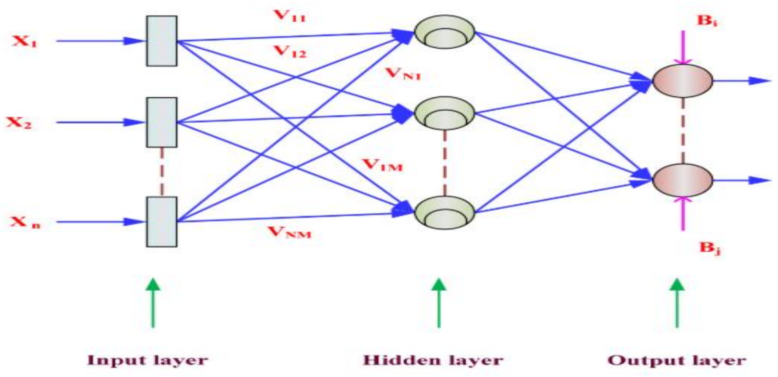
Pelabelan citra dibagi menjadi dua kelas, yaitu label 1 dinyatakan sebagai citra iris mata bukan penderita gangguan lambung sedangkan label 2 dinyatakan sebagai citra iris mata penderita gangguan lambung.

3.1.4. *Pseudocode* Algoritma RBFNN

*Pseudocode* memiliki tiga bagian yaitu judul, deklarasi dan implementasi. Pada bagian judul yaitu RBFNN untuk pengklasifikasian deteksi gangguan lambung melalui citra iris mata. Pada deklarasi terdapat beberapa variabel yang digunakan. Selanjutnya pada implementasi berisi mengenai proses atau metode dari algoritma. Pada bagian ini merupakan inti dari *pseudocode*.

```
Penderita, Bukan Penderita = Image;

1,2 = int;

Preprocessing[]

Start

Preprocessing=load()

1 = Bukan Penderita;

2 = Penderita;

Initialization of normalized data K-Means Clustering where
(i=1,2,3,..,n)

Calculate matrix of Initialize spread value

1={inputlayer, hiddenlayer, outputlayer};

If 1 = Bukan Penderita then
```

Gambar 4. *Pseudocode*




Gambar 5. Arsitektur RBFNN

3.2. Percobaan

3.2.1. *Training*

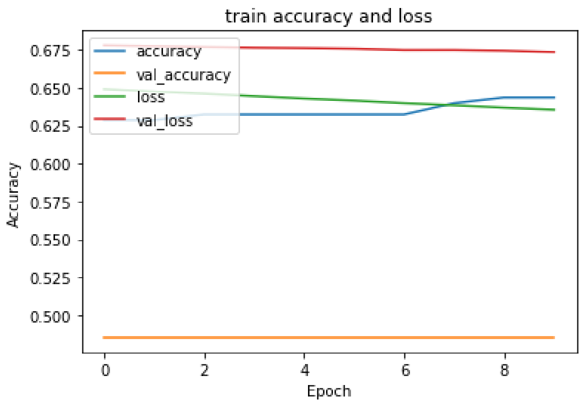
Proses pelatihan (*training*) dilakukan dengan skenario data latih yaitu 180 data untuk kelas citra iris mata penderita gangguan lambung dan 180 data untuk kelas citra iris mata bukan penderita gangguan lambung. Dalam masing-masing kelompok diberikan suatu inisialisasi berupa nilai. Untuk kelompok penderita gangguan lambung diberi nilai 1 dan yang bukan penderita gangguan diberi nilai 0 Beberapa parameter yang akan dicoba untuk proses training ini antara lain:

- Banyak data/*Batch Size* (20)
- Banyak *Epoch* (10-100)

Tabel 1. Hasil *Training*

| No | Batch Size | Epoch | Akurasi (%) | Lama Training |
|---|---|---|---|---|
| 1. | 20 | 10 | 0,49 % | 4s 323 ms/step |
| 2. | 20 | 20 | 0,49 % | 4s 320 ms/step |
| 3. | 20 | 30 | 0,44 % | 4s 321 ms/step |
| 4. | 20 | 40 | 0,49 % | 4s 323 ms/step |
| 5. | 20 | 50 | 0,49 % | 5s 325 ms/step |
| 6. | 20 | 60 | 0,46 % | 5s 324 ms/step |
| 7. | 20 | 70 | 0,49 % | 5s 335 ms/step |
| 8. | 20 | 80 | 0,49 % | 4s 314 ms/step |

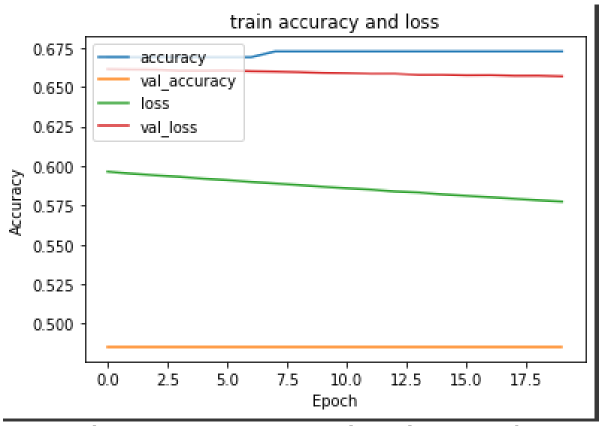
Berdasarkan hasil pelatihan terhadap seluruh data latih, proses pelatihan dilakukan dengan banyak data berjumlah 20 data. Hasil akurasi yang didapatkan dari seluruh data latih hampir sama. Pada proses pelatihan dengan epoch berbeda, beberapa parameter ditetapkan berdasarkan hasil training yang telah dilakukan. Berikut ini adalah kurva hasil proses training yang dilakukan:




Gambar 6. *Training Accuracy And Loss* dengan *Epoch* 10

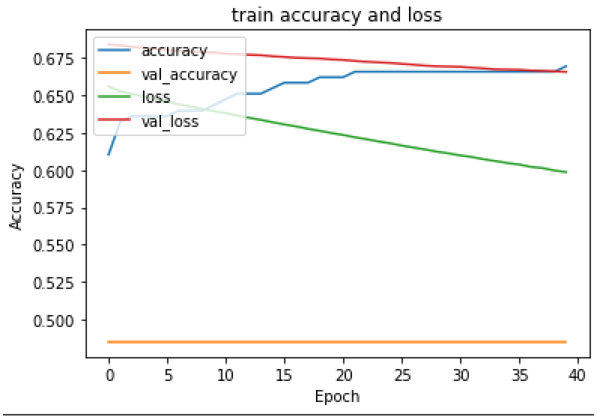
Berdasarkan kurva diatas, *accuracy* yang didapatkan adalah nilai 0,630 sampai 0,645 dengan *validation accuracy* dengan nilai dari 0.475. Serta, nilai *loss* yang didapatkan dengan nilai 0,630 sampai 0,640 dan *validation loss* yang didapatkan adalah nilai 0,675.

https://doi.org/10.37859/coscitech.v4i3.6392



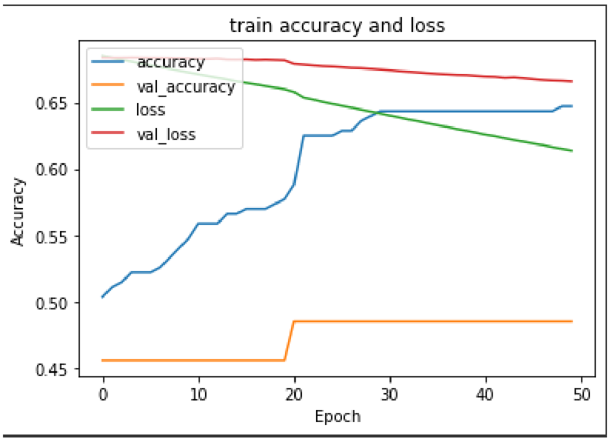

Gambar 7. *Training Accuracy And Loss* dengan *Epoch* 30

Berdasarkan kurva diatas, *accuracy* yang didapatkan rendah dengan nilai 0,45 sampai 0,55 dengan *validation accuracy* dengan nilai dari 0.40 sampai 0,43. Serta, nilai *loss* yang tinggi dengan nilai 0,68 sampai 0,70 dan *validation loss* yang didapatkan adalah nilai 0,70.



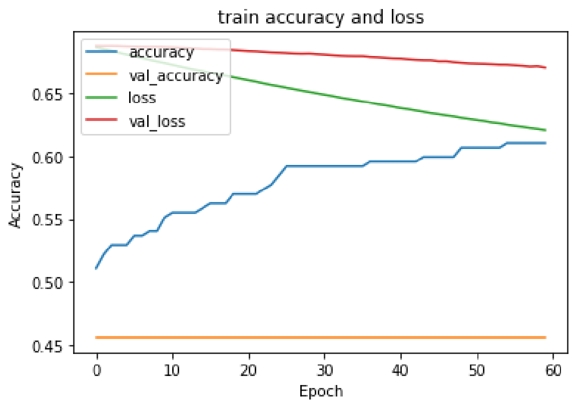

Gambar 8. *Training Accuracy And Loss* dengan *Epoch* 40

Berdasarkan kurva diatas, *accuracy* yang didapatkan adalah nilai 0,615 sampai 0,660 dengan *validation accuracy* dengan nilai dari 0.450. Serta, nilai *loss* yang didapatkan dengan nilai 0,600 sampai 0,650 dan *validation loss* yang didapatkan tinggi dengan nilai 0,675.



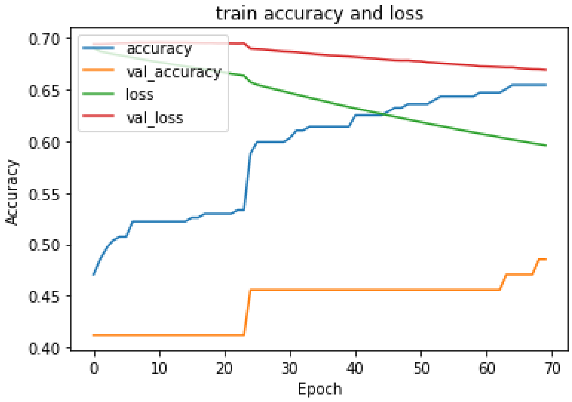

Gambar 9. *Training Accuracy And Loss* dengan *Epoch* 50

Berdasarkan kurva diatas, *accuracy* yang didapatkan bagus dengan nilai 0,50 sampai 0,65 dengan *validation accuracy* dengan nilai dari 0.45 sampai 0,48. Serta, nilai *loss* yang didapatkan tinggi dengan nilai 0,63 sampai 0,70 dan *validation loss* yang didapatkan adalah nilai 0,70.



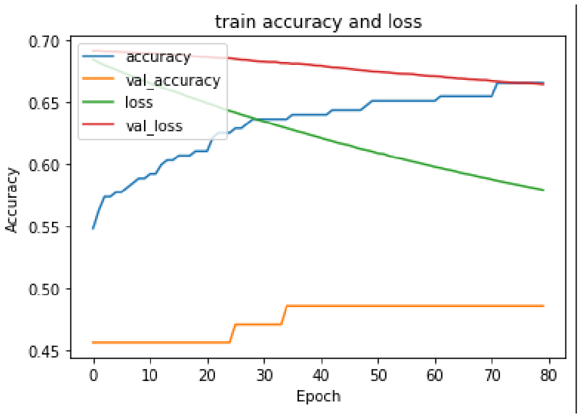

Gambar 10. Training Accuracy And Loss dengan Epoch 60

Berdasarkan kurva diatas, *accuracy* yang didapatkan adalah nilai 0,50 sampai 0,60 dengan *validation accuracy* dengan nilai dari 0.45. Serta, nilai *loss* yang didapatkan tinggi dengan nilai 0,63 sampai 0,70 dan *validation loss* yang didapatkan adalah nilai 0,70.




Gambar 11. *Training Accuracy And Loss* dengan *Epoch* 70

Berdasarkan kurva diatas, *accuracy* yang didapatkan adalah nilai 0,48 sampai 0,65 dengan *validation accuracy* dengan nilai dari 0.45 sampai 0,48. Serta, nilai *loss* yang didapatkan dengan nilai 0,60 sampai 0,68 dan *validation loss* yang didapatkan adalah nilai 0,68 sampai 0,70.




Gambar 12. *Training Accuracy And Loss* dengan *Epoch* 80

Berdasarkan kurva diatas, *accuracy* yang didapatkan bagus dengan nilai 0,55 sampai 0,68 dengan *validation accuracy* dengan nilai dari 0.45 sampai 0,48. Serta, nilai *loss* yang didapatkan dengan nilai 0,58 sampai 0,68 dan *validation loss* yang didapatkan adalah nilai 0,68.

3.2.2. *Testing*

Pada tahap pengujian RBF, *output* yang dihasilkan merupakan hasil perkalian dari bobot akhir dengan nilai matriks yang didapat. Pada tahap ini, data latih yang ditentukan sebanyak 80% dan data uji sebanyak 20%. Hasil dari pengujian yang telah dilakukan mengenai hasil klasifikasi citra iris mata penderita gangguan lambung dan citra iris mata bukan penderita gangguan lambung adalah sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 10

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.15 | 0.26 | 41 |
| 1 | 0.44 | 1.00 | 0.61 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.49 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.72 | 0.57 | 0.43 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.78 | 0.49 | 0.39 | 68 |

Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengujian yang dilakukan pada seluruh data uji dengan jumlah *epoch* 10 dan jumlah *batch size* 20. Hasil pengujian dapat diketahui menggunakan *confusion matrix*. Maka, akurasi yang dihasilkan adalah 49% beserta nilai presisi, *recall* dan F1-*score*. Serta nilai keseluruhan dari rata-rata dengan nilai bobot yang dihasilkan pada saat pengujian seluruh data uji.

Tabel 3. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 20

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.15 | 0.26 | 41 |
| 1 | 0.44 | 1.00 | 0.61 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.49 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.72 | 0.57 | 0.43 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.78 | 0.49 | 0.39 | 68 |

Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengujian yang dilakukan pada seluruh data uji dengan jumlah *epoch* 20 dan jumlah *batch size* 20. Hasil pengujian dapat diketahui menggunakan *confusion matrix*. Maka, akurasi yang dihasilkan adalah 49% beserta nilai presisi, *recall* dan F1-*score*. Serta nilai keseluruhan dari rata-rata dengan nilai bobot yang dihasilkan pada saat pengujian seluruh data uji.

Tabel 4. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 30

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.07 | 0.14 | 41 |
| 1 | 0.42 | 1.00 | 0.59 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.44 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.71 | 0.54 | 0.36 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.77 | 0.44 | 0.32 | 68 |

Tabel 5. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 40

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.15 | 0.26 | 41 |
| 1 | 0.44 | 1.00 | 0.61 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.49 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.72 | 0.57 | 0.43 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.78 | 0.49 | 0.39 | 68 |

Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengujian yang dilakukan pada seluruh data uji dengan jumlah *epoch* 40 dan jumlah *batch size* 20. Hasil pengujian dapat diketahui menggunakan *confusion matrix*. Maka, akurasi yang dihasilkan adalah 49% beserta nilai presisi, *recall* dan F1-*score*. Serta nilai keseluruhan dari rata-rata dengan nilai bobot yang dihasilkan pada saat pengujian seluruh data uji.

Tabel 6. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 50

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.15 | 0.26 | 41 |
| 1 | 0.44 | 1.00 | 0.61 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.49 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.72 | 0.57 | 0.43 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.78 | 0.49 | 0.39 | 68 |

Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengujian yang dilakukan pada seluruh data uji dengan jumlah *epoch* 50 dan jumlah *batch size* 20. Hasil pengujian dapat diketahui menggunakan *confusion matrix*. Maka, akurasi yang dihasilkan adalah 49% beserta nilai presisi, *recall* dan F1-*score*. Serta nilai keseluruhan dari rata-rata dengan nilai bobot yang dihasilkan pada saat pengujian seluruh data uji.

Tabel 7. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 60

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.10 | 0.18 | 41 |
| 1 | 0.42 | 1.00 | 0.59 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.46 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.71 | 0.55 | 0.39 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.77 | 0.46 | 0.34 | 68 |

Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengujian yang dilakukan pada seluruh data uji dengan jumlah *epoch* 60 dan jumlah *batch size* 20. Hasil pengujian dapat diketahui menggunakan *confusion matrix*. Maka, akurasi yang dihasilkan adalah 46% beserta nilai presisi, *recall* dan F1-*score*. Serta nilai keseluruhan dari rata-rata dengan nilai bobot yang dihasilkan pada saat pengujian seluruh data uji.

Tabel 8. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 70

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.15 | 0.26 | 41 |
| 1 | 0.44 | 1.00 | 0.61 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.49 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.72 | 0.57 | 0.43 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.78 | 0.49 | 0.39 | 68 |

Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengujian yang dilakukan pada seluruh data uji dengan jumlah *epoch* 70 dan jumlah *batch size* 20. Hasil pengujian dapat diketahui menggunakan *confusion matrix*. Maka, akurasi yang dihasilkan adalah 49% beserta nilai presisi, *recall* dan F1-*score*. Serta nilai keseluruhan dari rata-rata dengan nilai bobot yang dihasilkan pada saat pengujian seluruh data uji.

Tabel 9. Hasil *Testing* dengan *Epoch* 80

| | *Precision* | *Recall* | *F1-Score* | *Support* |
|---|---|---|---|---|
| 0 | 1.00 | 0.15 | 0.26 | 41 |
| 1 | 0.44 | 1.00 | 0.61 | 27 |
| *Accuracy* | | | 0.49 | 68 |
| *Macro Avg* | 0.72 | 0.57 | 0.43 | 68 |
| *Weighted Avg* | 0.78 | 0.49 | 0.39 | 68 |

Berdasarkan tabel tersebut, hasil pengujian yang dilakukan pada seluruh data uji dengan jumlah *epoch* 80 dan jumlah *batch size* 20. Hasil pengujian dapat diketahui menggunakan *confusion matrix*. Maka, akurasi yang dihasilkan adalah 49% beserta nilai presisi, *recall* dan F1-*score*. Serta nilai keseluruhan dari rata-rata dengan nilai bobot yang dihasilkan pada saat pengujian seluruh data uji.

3.2.3. Evaluasi *Confusion Matrix*

Maka dapat dihitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan F-1 *score*:

- *Accuracy* menggambarkan seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan dengan benar.

$$Accuracy = (TP+TN) / (TP+FP+FN+TN) \quad (1)$$

- *Precision* menggambarkan akurasi antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model.

$$Precision = (TP) / (TP + FP) \quad (2)$$

- *Recall* atau *sensitivity*: menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi.

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

- F-1 *score* menggambarkan perbandingan rata-rata *precision* dan *recall* yang dibobotkan.

$$F\text{-}1\ Score = (2 * Recall * Precision) / (Recall + Precision) \quad (4)$$

Tabel 10. Hasil Testing dengan Epoch 80

| Data Uji dengan | *Accuracy* | *Precision* | *Recall* | *F-1 Score* |
|---|---|---|---|---|

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| *Epoch* ke-n | | | | |
| *Epoch* ke-10 | 0,49 % | 0.694 | 0.130 | 0.21898058252 |
| *Epoch* ke-20 | 0,49 % | 0.694 | 0.130 | 0.21898058252 |
| *Epoch* ke-30 | 0,44 % | 0.704 | 0.065 | 0.11901170351 |
| *Epoch* ke-40 | 0,49 % | 0.694 | 0.130 | 0.21898058252 |
| *Epoch* ke-50 | 0,49 % | 0.694 | 0.130 | 0.21898058252 |
| *Epoch* ke-60 | 0,46 % | 0.704 | 0,090 | 0.15959697733 |
| *Epoch* ke-70 | 0,49 % | 0.694 | 0.130 | 0.21898058252 |
| *Epoch* ke-80 | 0,49 % | 0.694 | 0.130 | 0.21898058252 |

## 4. KESIMPULAN

- *Deep Learning* untuk mendeteksi gangguan lambung melalui citra iris mata menggunakan metode *Radial Basis Function Neural Network* dapat berjalan sesuai dengan tujuan.
- Berdasarkan kasus permasalahan yang terjadi, *metode Deep Radial Basis Function Neural Network (RBFNN*) mampu melakukan klasifikasi citra iris mata penderita gangguan lambung dengan baik.
- Pendeteksian awal penyakit gangguan lambung melalui citra iris mata menggunakan metode *Radial Basis Function Neural Network* dapat membantu pengguna untuk mendeteksi penyakit lambung secara cepat dan dini.
- Metode *Deep Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)* mampu melakukan klasifikasi citra iris mata penderita gangguan lambung dengan akurasi mencapai 65%.
- Kualitas citra yang dihasilkan pada saat tahap *preprocessing* sangat berpengaruh pada saat *training*.
- Jumlah iterasi dalam *training* sangat menentukan hasil akurasi yang lebih optimal.

## DAFTAR PUSTAKA

[1] Dewi, Aisyah Kumala, et all (2016). 'Deteksi Gangguan Pada Organ Lambung Melalui Citra Iris Mata Dengan Menggunakan Metode JST Backpropagation', *e-Proceeding of Engineering*, 3, pp. 681–688.

[2] Edwin, K.R.R.W. (no date). 'Penerapan Metode Learning Vector Quantization untuk Mendiagnosa Penyakit Gangguan Lambung', *Jurnal Telematika*, 13(2).

[3] Fony, et all (2021). 'Penerapan Augmented Reality Berbasis Android untuk Pembelajaran Organ Lambung Manusia ( Application of Android Based Augmented Reality for Human Stomach', pp. 329–335.

[4] Kamilaris, A. and Prenafeta-boldú, F.X. (no date). 'Deep Learning in Agriculture : A Survey', pp. 1–53.

[5] Firdaus, Rahmad., Satria, Joni., and Baidarus. 2022. Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Mata Dengan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Computer Science and Information Technology*. 3, 267-273. https://doi.org/10.37859/coscitech.v3i3.4360.

[6] Phonna, K. and Khairil Simbolon, Z. (2020). 'Deteksi Gangguan Lambung Melalui Citra Iris Mata Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Perceptron', *Jurnal Teknologi Rekayasa Informasi dan Komputer*, 3, pp. 48–53.

[7] Rizki, Yoze., Hayami, Regiolina., Rahmadani, Elvina. 2022. Identifikasi Objek Cagar Budaya Candi Mahligai Berbasis Citra Menggunakan Mask R-CNN. *Jurnal Computer Science and Information Technology.* 3, 209-314. https://doi.org/10.37859/coscitech.v3i3.3939.

[8] Riezka (2016). 'Deteksi Gangguan Lambung Melalui Citra Iris Mata Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Herbb Rule', *Infomedia*, 1, pp. 44–47.

[9] Samsudin, R.I. (2018). 'Penerapan Sistem Pakar Diagnosa Dini Penyakit Lambung Menggunakan Metode Forward Chaining', *Sistemasi*, 7(1), pp. 30–37.

[10] Sandag, G.A. and Kaunang, F. (2019). 'Klasifikasi Fungsi Family Protein Transport Menggunakan Radial Basis Neural Network', *CogITo Smart Journal*, 5(2), p. 203. doi:10.31154/cogito.v5i2.191.203-214.