



## **Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk Klasifikasi Penyakit Akut Berdasarkan Gejala**

<b><u>INFO PENULIS</u></b>	<b><u>INFO ARTIKEL</u></b>
Selvi Permata Sari Universitas Muhammadiyah Makassar 105841111520@student.unismuh.ac.id	ISSN: 3026-3603 Vol.3, No. 1 April 2025 <a href="http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst">http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst</a>
Titin Wahyuni Universitas Muhammadiyah Makassar	
Fahrim Irhamna Rahman Universitas Muhammadiyah Makassar	

© 2025 Arden Jaya Publisher All rights reserved

### ***Saran Penulisan Referensi:***

Sari, S. P., Wahyuni, T., & Rahman, F. I. (2025). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Penyakit Akut Berdasarkan Gejala. *Arus Jurnal Sains dan Teknologi*, 3(1), 95-104.

### **Abstrak**

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dalam mengklasifikasikan penyakit akut berdasarkan gejala yang terdapat pada rekam medis pasien. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Rumah Sakit Umum Daerah Provinsi Sulawesi Barat, dengan total 1004 data pasien yang mencakup berbagai gejala spesifik. Proses penelitian melibatkan tahap preprocessing data, termasuk pembersihan teks gejala, transformasi data menjadi format numerik, dan normalisasi data untuk memastikan kualitas input. Model CNN dibangun dengan arsitektur yang terdiri dari beberapa lapisan convolutional dan max pooling, serta dioptimasi menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan Softmax. Evaluasi model dilakukan dengan membagi data menjadi set pelatihan dan pengujian menggunakan proporsi 80:20, 90:10 dan 70:30. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 93% pada data uji, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi di berbagai kelas penyakit. Temuan ini menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengidentifikasi pola gejala untuk klasifikasi penyakit akut. Penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan sistem pendukung keputusan medis berbasis kecerdasan buatan untuk diagnosis penyakit akut secara lebih cepat dan akurat.

**Kata kunci:** Convolutional Neural Network (CNN), Klasifikasi Penyakit akut, Rekam Medis, Gejala

### Abstrack

This study aims to implement the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm to classify acute diseases based on symptoms recorded in patient medical records. The data used in this research was obtained from the Regional General Hospital of West Sulawesi Province, comprising 1004 patient records with various specific symptoms. The research process involved data preprocessing steps, including text cleaning of symptoms, transforming the data into numerical formats, and normalizing the data to ensure input quality. The CNN model was built with an architecture consisting of multiple convolutional and max pooling layers, optimized using ReLU and Softmax activation functions. The model was evaluated by splitting the data into training and testing sets using 80:20, 90:10 and 70:30 ratios. The results showed that the CNN model achieved an accuracy rate of 93% on the test data, with high precision, recall, and F1-scores across various disease classes. These findings demonstrate that CNN is effective in identifying symptom patterns for acute disease classification. This research is expected to contribute to the development of AI-based medical decision support systems for faster and more accurate diagnosis of acute diseases.

**Keywords:** Convolutional Neural Network (CNN), Acute Disease Classification, Medical Records, Symptoms

## A. Pendahuluan

Penyakit akut merupakan kondisi medis serius yang memerlukan penanganan segera karena dapat berkembang menjadi keadaan yang mengancam nyawa dalam waktu singkat. Penyakit seperti Demam Berdarah Dengue (DBD), tipes (tifoid), gastroenteritis, infeksi saluran pernapasan akut (ISPA), dan infeksi saluran kemih (ISK) cenderung menyerang kelompok rentan seperti anak-anak, lansia, dan individu dengan sistem kekebalan tubuh lemah (Simanjuntak et al., 2021). Meningkatnya jumlah kasus dan angka kematian akibat penyakit-penyakit ini menandakan bahwa upaya deteksi dini dan pencegahan masih belum optimal. Di era digital saat ini, data rekam medis berbasis teks menjadi sumber informasi penting yang dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan akurasi diagnosis. Penggunaan teknologi kecerdasan buatan, terutama dalam menganalisis deskripsi gejala pasien, dinilai sangat potensial untuk mempercepat proses identifikasi dan klasifikasi penyakit akut.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah membuktikan bahwa metode Deep Learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), efektif dalam tugas klasifikasi, terutama pada citra medis (Muhammad & Saputra, 2024). CNN adalah jenis jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam pengolahan data visual karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur dari data masukan melalui lapisan convolutional dan max pooling. Selain analisis citra, CNN juga mulai digunakan dalam pemrosesan teks seperti rekam medis, dengan bantuan teknik embedding untuk mengubah teks menjadi format numerik yang dapat diproses oleh model. Paabanan Simanjuntak et al. (2024) menyatakan bahwa CNN dapat digunakan untuk menemukan pola dan hubungan dalam data rekam medis yang berkaitan dengan diagnosis penyakit secara akurat.

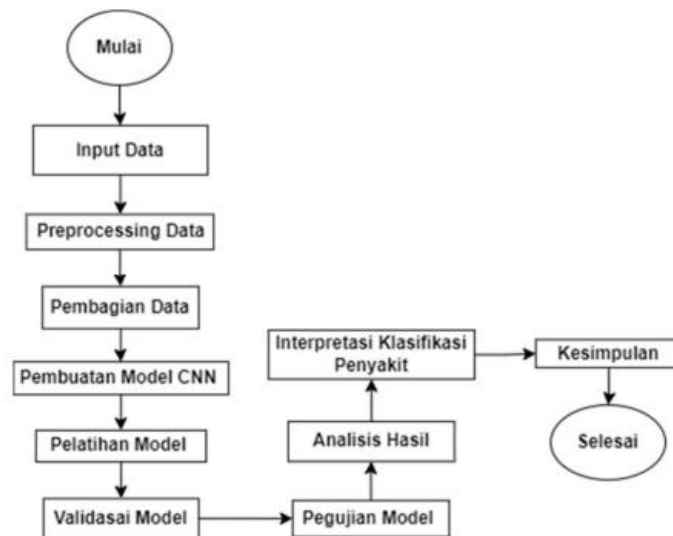
Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma CNN dalam mengklasifikasikan penyakit akut berdasarkan data gejala dari rekam medis teks. Berbeda dari studi-studi sebelumnya yang cenderung umum dan tidak fokus pada klasifikasi penyakit akut tertentu, penelitian ini secara khusus menargetkan lima jenis penyakit akut dengan prevalensi tinggi dan tantangan diagnostik signifikan, yaitu DBD, tipes, gastroenteritis, ISPA, dan ISK. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah pengembangan sistem klasifikasi berbasis CNN untuk penyakit akut yang sering memerlukan diagnosis cepat dan tepat. Gap yang ingin dijawab adalah belum tersedianya sistem klasifikasi berbasis Deep Learning yang secara spesifik ditujukan untuk penyakit-penyakit akut tersebut dengan menggunakan data teks rekam medis sebagai input utama.

## B. Metodologi

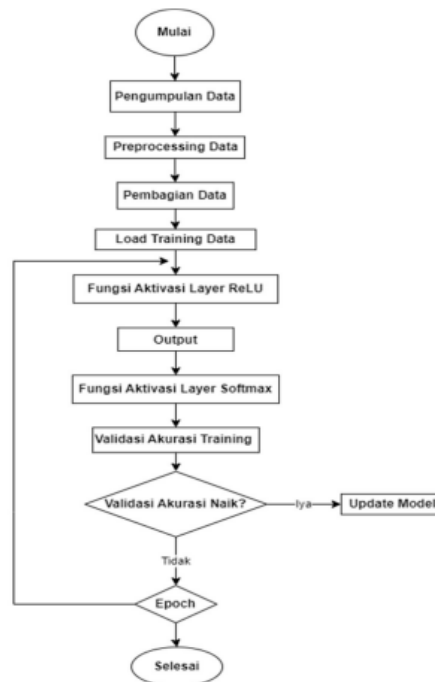
### 1. Perancangan Sistem



**Gambar 1.1** Perancangan Sistem



**Gambar 1.2** Diagram alur proses penelitian klasifikasi penyakit akut



**Gambar 1.3** Perancangan Sistem Training

## 2. Teknik Pengujian Sistem

Dalam penelitian ini, data dibagi menjadi dua bagian: data pelatihan dan data pengujian. Tujuannya adalah agar model dapat mempelajari pola dari data pelatihan dan menggeneralisasikannya pada data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya. Proses ini memungkinkan evaluasi akurat terhadap kinerja model dalam mengklasifikasikan penyakit akut berdasarkan gejala rekam medis.

Tujuan utama pengujian ini adalah menilai akurasi dan efektivitas metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam menganalisis serta mengklasifikasikan penyakit akut seperti DBD, tifoid, gastroenteritis, ISPA, dan ISK. Data gejala dan diagnosis akan dilabeli, lalu diuji menggunakan model CNN.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100\%$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

**Gambar 2.1** Rumus Akurasi, precision, dan Recall

Keterangan:

- TP = True Positive
- TN = True Negative
- FP = False Positive
- FN = False Negative

## 3. Teknik Analisis Data

### 3.1 Reduksi Data (Data Reduction)

Reduksi data diperlukan untuk menyaring data gejala penyakit yang besar agar siap dianalisis. Proses ini mencakup pembersihan data, penghapusan data yang tidak relevan atau tidak lengkap, serta penanganan outlier. Tujuannya adalah meningkatkan kualitas data agar analisis menjadi lebih efektif dan akurat.

### 3.2 Penyajian Data (Display Data)

Data yang telah diolah ditampilkan dalam bentuk visual seperti grafik, bagan, atau teks deskriptif untuk memudahkan identifikasi pola gejala. Dalam CNN, penyajian juga mencakup

grafik akurasi, loss, dan confusion matrix untuk menggambarkan proses pelatihan dan hasil klasifikasi.

### 3.3 Penarikan Kesimpulan (Conclusion Drawing & Verification)

Kesimpulan awal diuji kembali berdasarkan kinerja model CNN menggunakan data uji. Evaluasi dilakukan melalui metrik akurasi, presisi, dan recall. Hasil akhirnya menjawab efektivitas CNN dalam mengklasifikasikan penyakit akut dan memberikan masukan untuk penelitian lanjutan.

## C. Hasil dan Pembahasan

### 1. Pengambilan Data

Data dalam penelitian ini diperoleh dari rekam medis pasien di Rumah Sakit Umum Daerah Provinsi Sulawesi Barat. Data mencakup informasi penyakit dan gejala yang dialami pasien, yang digunakan untuk mengidentifikasi hubungan antara gejala dan diagnosis

**Tabel 1. 1** Data Awal

No	RM	PENYAKIT	GEJALA
1	059434	Thypoid	Demam tinggi 4 hari, sakit tenggorokan
2	092265	Thypoid	Sakit perut, sakit perut seblah kanan
3	104776	Thypoid	Demam tinggi
4	104780	Thypoid	Demam tinggi,
.....	.....	.....	.....
1004	100862	ISPA	batuk flu 2 mgg, riw demam 1 mgg, skrg demam -

### 2. Preprocessing

Preprocessing data adalah tahap di mana data mentah disiapkan dan dibersihkan sebelum dianalisis. Proses ini melibatkan beberapa langkah untuk memastikan data siap digunakan.

#### 2.1 Cleaning

Tahap Cleaning data melibatkan proses menghapus tanda baca seperti koma, titik, tanda tabya, tanda seru, Bintang, dan pagar dari teks atau data. Langkah ini penting karena karakter-karakter tersebut biasanya tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis data atau pemrosesan teks. Tanda baca sering dianggap sebagai noise yang tidak relevan dan dihapus untuk memfokuskan perhatian pada informasi utama dalam teks tersebut.

**Tabel 2.1. 1** Proses Cleaning (Sebelum)

No	RM	PENYAKIT	GEJALA
1	059434	Thypoid	Demam tinggi 4 hari, sakit tenggorokan
2	092265	Thypoid	SAKIT PERUT, SAKIT PERUT seblah kanan
3	104776	Thypoid	Demam tinggi
4	104780	Thypoid	DEMAM TINGGI,
.....	.....	.....	.....
1004	100862	ISPA	Batuk flu 2 mgg, riw demam 1 mgg, skrg demam -

**Tabel 2.1. 2** Proses Cleaning (Sesudah)

No	RM	PENYAKIT	GEJALA
1	059434	Thypoid	Demam Tinggi 4 Hari Sakit Tenggorokan
2	092265	Thypoid	Sakit Perut Sakit Perut Seblah Kanan

3	104776	Thypoid	Demam Tinggi
4	104780	Thypoid	Demam Tinggi
.....	.....	.....	.....
1004	100862	ISPA	batuk flu 2 mgg riw demam 1 mgg skrg demam

### 3. Transformasi

Transformasi data adalah proses mengubah atau memodifikasi data mentah menjadi format yang lebih terstruktur dan sesuai untuk analisis atau pemodelan. Tujuan utama dari transformasi data adalah meningkatkan kualitas data, memastikan konsistensi, dan mempermudah penerapan algoritma tertentu.

**Tabel 3. 1** Proses Transformasi

NO	RM	Nama Penyakit	Demam	Durasi Demam	Keparahan Demam	...
1	059434	Thypoid	1	4 hari	Parah	...
2	053815	DBD	1	0	Ringan	...
3	103750	Gastroenteritis	0	0	N/A	...
4	104297	ISPA	0	0	N/A	...
...	...	...	...	...	...	...

Mengubah representasi Keparahan Demam yang sebelumnya menggunakan kategori seperti "Ringan" dan "Parah" kini dikonversi menjadi angka (misalnya, 1 untuk ringan dan 2 untuk parah), yang merupakan bentuk *label encoding* agar lebih mudah diproses oleh model *deep learning*.

**Tabel 3. 2** Hasil Transformasi

NO	RM	Nama Penyakit	Demam	Durasi Demam	Keparahan Demam	...
1	059434	Thypoid	1	4 hari	2	...
2	053815	DBD	1	0	1	...
3	103750	Gastroenteritis	0	0	0	...
4	104297	ISPA	0	0	0	...
5	104387	ISK	1	3 hari	1	...
...	...	...	...	...	...	...
1003	080580	ISPA	1	4 hari	2	...
1004	093101	ISPA	0	0	0	...

### 4. Model CNN(Convolutional Neural Network)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dibuat untuk memproses teks dan data lainnya. Model ini terdiri dari lapisan-lapisan yang disusun secara hierarkis. Lapisan-lapisan ini memiliki kemampuan untuk mengekstraksi atribut penting dari data yang dimasukkan. Dalam penelitian ini, model Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit akut berdasarkan gejalanya. Pada tahap ini yaitu proses pembuatan model CNN yang akan dibuat.

NO	RM	Nama Penyakit	Demam	Durasi Demam (hari)	Keparahan Demam	Sakit Tenggorokan	Durasi sakit tenggorokan	keparahan sakit tenggorokan	Sakit Perut	Durasi sakit perut	Keparahan sakit perut	Mual	Keparahan sesak	Bintik Merah	Durasi bintik merah	keparahan bintik merah
0	1	059434	Thypoid	1	4	2	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1	2	053815	DBD	1	0	1	0	0	0	0	0	...	0.0	1.0	0.0	1.0
2	3	103750	Gastroenteritis	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
3	4	104297	ISPA	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
4	5	104387	ISK	1	3	1	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
999	1000	092281	DBD	1	0	1	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1000	1001	054993	Gastroenteritis	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1001	1002	082484	ISK	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1002	1003	080580	ISPA	1	4	2	0	0	0	0	0	...	1.0	0.0	0.0	0.0
1003	1004	093101	ISPA	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0

**Gambar 4. 1** Hasil Running dataframe

Gambar di atas adalah hasil running dataframe yang dimana dataframe adalah variabel yang menyimpan dataframe, yaitu struktur data dalam Pustaka pandas yang berbentuk tabel mirip dengan spreadsheet atau database. Dataframe ini dibagi menjadi x (fitur) dan y (target), pemisahan dilakukan untuk mempermudah proses eksplorasi data, pembersihan, transformasi, serta penerapan model prediktif, seperti klasifikasi penyakit berdasarkan gejala.

Demam	Durasi Demam (hari)	Keparahan Demam	Sakit Tenggorokan	Durasi sakit tenggorokan	keparahan sakit tenggorokan	Sakit Perut	Durasi sakit perut	Keparahan sakit perut	Mual	...	Keparahan sesak	Bintik Merah	Durasi bintik merah	keparahan bintik merah
0	1	4	2	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0.0	1.0	0.0	1.0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
4	1	3	1	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
999	1	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0
1002	1	4	2	0	0	0	0	0	0	...	1.0	0.0	0.0	0.0
1003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0.0	0.0	0.0	0.0

**Gambar 4. 2** Hasil running x

Gambar output di atas adalah hasil dari perpecahan fitur x dari dataset awal, output x adalah fitur dataset yang hanya berisi informasi tentang gejala pasien tanpa label penyakit yang berisi 1004 baris dan 63 kolom. Pada setiap baris mewakili satu pasien dan setiap kolom adalah fitur yang menunjukkan gejala yang dialami pasien, termasuk kehadiran durasi, dan tingkat keparahan gejala tersebut.

```

0          Thypoid
1           DBD
2    Gastroenteritis
3           ISPA
4           ISK
...
999         DBD
1000    Gastroenteritis
1001         ISK
1002         ISPA
1003         ISPA
Name: Nama Penyakit, Length: 1004, dtype: object
    
```

**Gambar 4. 3** Hasil Running y

Output y merupakan target variabel yang berisi jenis penyakit yang dialami oleh masing-masing pasien dalam dataset. Data ini terdiri dari 1004 entri, dengan setiap baris mewakili satu pasien. Nilai dalam y berbentuk kategori (tipe data object), yang menunjukkan nama penyakit seperti Thypoid, DBD, Gastroenteritis, ISPA, dan ISK. Karena y merupakan label yang ingin diprediksi berdasarkan fitur-fitur gejala dalam X, data ini digunakan sebagai target variabel dalam klasifikasi model.

Dalam analisis data atau pembelajaran mesin, y biasanya akan dikodekan menjadi bentuk numerik (misalnya dengan metode Label Encoding atau One-Hot Encoding) agar dapat digunakan dalam algoritma pembelajaran mesin. Selain itu, distribusi penyakit dalam y dapat

dianalisis untuk melihat apakah ada keteraturan kelas, yang mungkin mempengaruhi kinerja model prediksi. Jika ada ketimpangan dalam jumlah penyakit tertentu, metode seperti oversampling atau undersampling bisa diterapkan untuk menyeimbangkan dataset.

```

Epoch 1/50
46/46 [=====] - 1s 8ms/step - loss: 0.9243 - accuracy: 0.7280 - val_loss: 1.0392 - val_accuracy: 0.5879
Epoch 2/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.2967 - accuracy: 0.9293 - val_loss: 0.7353 - val_accuracy: 0.7170
Epoch 3/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1958 - accuracy: 0.9478 - val_loss: 0.6471 - val_accuracy: 0.7500
Epoch 4/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1738 - accuracy: 0.9526 - val_loss: 0.4872 - val_accuracy: 0.7912
Epoch 5/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1524 - accuracy: 0.9547 - val_loss: 0.5462 - val_accuracy: 0.7857
Epoch 6/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1409 - accuracy: 0.9560 - val_loss: 0.4231 - val_accuracy: 0.8104
Epoch 7/50
46/46 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 0.1352 - accuracy: 0.9602 - val_loss: 0.5190 - val_accuracy: 0.7857
Epoch 8/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1283 - accuracy: 0.9615 - val_loss: 0.4208 - val_accuracy: 0.8104
Epoch 9/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1229 - accuracy: 0.9629 - val_loss: 0.4756 - val_accuracy: 0.7995
Epoch 10/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1369 - accuracy: 0.9615 - val_loss: 0.3881 - val_accuracy: 0.8077
Epoch 11/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1205 - accuracy: 0.9609 - val_loss: 0.3463 - val_accuracy: 0.8214
Epoch 12/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.1243 - accuracy: 0.9602 - val_loss: 0.4582 - val_accuracy: 0.8049
Epoch 13/50
...
Epoch 49/50
46/46 [=====] - 0s 3ms/step - loss: 0.0929 - accuracy: 0.9684 - val_loss: 0.2465 - val_accuracy: 0.8874

```

**Gambar 4. 4** Proses Epoch 1-50

output di atas menampilkan hasil untuk setiap epoch dari proses pelatihan dari sebuah model neural network selama 50 epoch. Pada nilai loss adalah ukuran seberapa besar kesalahan model dalam memprediksi data pelatihan. Nilai loss yang lebih rendah menunjukkan model yang lebih baik. Pada epoch pertama, loss dimulai dari 0.9243, yang terus menurun di epoch-epoch berikutnya. Kerugian yang lebih kecil menunjukkan bahwa model semakin baik dalam menyesuaikan diri dengan data pelatihan. Akurasi adalah tingkat keberhasilan model dalam memprediksi label yang benar pada data pelatihan. Nilai ini dimulai dengan 0.7280 (72.8%) pada epoch pertama, dan meningkat seiring berjalannya pelatihan, mencapai sekitar 96.8% pada epoch ke 50.

Nilai Val loss yang digunakan untuk memancarkan kinerja model pada data yang tidak digunakan selama pelatihan.

val accuracy adalah tingkat keberhasilan model dalam memprediksi validasi data.

```

7/7 [=====] - 0s 1ms/step
Accuracy: 0.9303482587064676
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.68	1.00	0.81	21
1	0.96	0.94	0.95	49
2	1.00	0.88	0.93	8
3	1.00	0.93	0.96	103
4	0.89	0.85	0.87	20
accuracy			0.93	201
macro avg	0.91	0.92	0.91	201
weighted avg	0.95	0.93	0.93	201

**Gambar 4. 5** penghitungan dan pencetakan hasil evaluasi

Pada nilai akurasi menunjukkan proporsi prediksi yang benar dibandingkan dengan total data yang diuji. Dalam hal ini, nilai akurasi adalah 0.9303 atau sekitar 93%. Hasil dari 93% ini dari metrik akurasi dengan cara membagi jumlah prediksi yang benar dengan total jumlah sampel data. Yang berarti model berhasil memprediksi dengan benar 93% dari total 201 sampel yang diuji.

Classification Report bagian ini menunjukkan metrik evaluasi lainnya, yaitu precision, recall, dan f1-score untuk setiap kelas (label) yang diprediksi oleh model.

Nilai macro avg menunjukkan rata-rata dari precision, recall, dan f1-score yang dihitung tanpa memperhatikan jumlah sampel di setiap kelas. Dalam hal ini, precision rata-rata adalah 0.91, recall rata-rata adalah 0.92, dan f1-score rata-rata adalah 0.91

Nilai Weighted avg menunjukkan rata-rata metrik yang dihitung dengan memperhitungkan jumlah sampel di setiap kelas (semakin banyak sampel di suatu kelas, semakin besar pengaruhnya pada hasil rata-rata). untuk kelas ini, precision rata-rata adalah 0.95, recall rata-rata adalah 0.93, dan f1-score rata-rata adalah 0.93.

#### D. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) efektif dalam mengklasifikasikan penyakit akut berdasarkan gejala pasien. Dengan tingkat akurasi mencapai 93% pada data uji, CNN mampu mengenali pola kompleks dari data teks medis, sehingga mendukung diagnosis yang cepat dan akurat. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan model deep learning yang khusus untuk klasifikasi penyakit akut seperti demam berdarah dengue (DBD), tifoid, gastroenteritis, ISPA, dan infeksi saluran kemih (ISK).

#### E. Referensi

- Agustini, N. W. S., Priadi, D., & Atika, R. V. (2022). Profil Kimia dan Aktivitas Antibakteri Fraksi Aktif *Nannochloropsis* sp. sebagai Senyawa Penghambat Bakteri Penyebab Gangguan Kesehatan Mulut. *Jurnal Pascapanen Dan Bioteknologi Kelautan Dan Perikanan*, 17(1), 19. <https://doi.org/10.15578/jpbkp.v17i1.781>
- Hana, F. M. (2020). Klasifikasi Penderita Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, 4(1), 32–39. <https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v4i1.173>
- Hawari, F. H., Fadillah, F., Alviandi, M. R., & Arifin, T. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Cnn (Convolutional Neural Network). *Jurnal Responsif: Riset Sains Dan Informatika*, 4(2), 184–189. <https://doi.org/10.51977/jti.v4i2.856>
- Himawan, S. N., Sohiburroyan, R., Nugraha, N. B., Teknik Informatika, J., & Negeri Indramayu, P. (2022). Deteksi Kantuk Pengemudi Menggunakan Deep Learning. *Seminar Nasional Industri Dan Teknologi (SNIT), Politeknik Negeri Bengkalis*, November, 1–8.
- Lahans, S. (2023). Understanding Acute Illness: Its Symptoms, Causes and Treatment Options. 07(100018), 100018. <https://doi.org/10.35248/ACDR.23.07.18>
- Mestika, J. C., Selan, M. O., & Qadafi, M. I. (2022). Menjelajahi Teknik-Teknik Supervised Learning untuk Pemodelan Prediktif Menggunakan Python. *BIKMA : Buletin Ilmiah Ilmu Komputer Dan Multimedia*, 99(99), 216–219.
- Muhammad, Z., & Saputra, R. A. (2024). Deteksi Penyakit Retinopati Diabetes Menggunakan Citra Mata Dengan Implementasi Deep Learning Cnn. *Jurnal Teknoinfo*, 18(1), 121–132. <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/article/view/3348>
- Naqitasia, R., Fudholi, D. H., & Iswari, L. (2022). Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Wisata Halal dengan Metode Deep Learning. *Jurnal Teknoinfo*, 16(2), 156. <https://doi.org/10.33365/jti.v16i2.1516>
- Paabanan Simanjuntak, S., Sandino Berutu, S., & Setyawan, G. C. (2024). Implementasi Metode CNN pada Klasifikasi Sentimen terhadap Pelaksanaan Piala Dunia U-17 (Implementation of the CNN Method in Classifying Sentiments Regarding the Implementation of the U-17 World Cup). *Journal of Engineering and Emerging Technology*, 02(01), 23–32. [www.jeet.unram.ac.id](http://www.jeet.unram.ac.id)
- Simanjuntak, J., Santoso, E., & Marji. (2021). Klasifikasi Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut ( ISPA ) dengan Menerapkan Metode Fuzzy K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(11), 5023–5029.
- Syafa'ah, L., & Lestandy, M. (2021). Penerapan Deep Learning untuk Prediksi Kasus Aktif Covid-19. *Jurnal Sains Komputer \& Informatika (J-SAKTI)*, 5(1), 453–457. <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti>

Yuniarossy, B. A., Maulida Hindrayani, K., Damaliana, A. T., Studi, P., Data, S., Pembangunan, U., Veteran, N. ", & Timur, J. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Isu Feminisme Di Twitter Menggunakan Model Convolutional Neural Network (Cnn). 5(1), 477-491. <http://lebesgue.lppmbinabangsa.id/index.php/home>