

## Pengembangan Model Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Berbasis Citra Digital

Imam Fathurrahman<sup>1\*</sup>, Mahpuz<sup>2</sup>, Muhammad Djameluddin<sup>3</sup>, Lalu Kerta Wijaya<sup>4</sup>, ida wahidah<sup>5</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup> Program Studi Informatika, Universitas Hamzanwadi

\*i.fathurrahman@hamzanwadi.ac.id

### Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit kulit berbasis Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang khusus untuk mengklasifikasikan tiga jenis penyakit kulit, yaitu jerawat, kurap, dan panu. Berbeda dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan dataset dari berbagai domain seperti citra tenun, tanaman, dan citra sel darah, penelitian ini secara khusus menggunakan dataset yang relevan dengan penyakit kulit. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 810 citra penyakit kulit, dengan pembagian 600 citra untuk pelatihan (masing-masing 200 citra untuk jerawat, panu, dan kurap) dan 210 citra untuk pengujian. Untuk meningkatkan variasi data dan mendukung generalisasi model, dataset tersebut diproses melalui teknik augmentasi. Evaluasi performa model menunjukkan hasil yang menjanjikan, dengan akurasi rata-rata sebesar 87,14%. Selain itu, model ini juga mencapai nilai precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 87%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit kulit secara konsisten. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan alat bantu diagnosis berbasis teknologi yang lebih akurat dan efisien di masa mendatang khususnya penyakit kulit.

**Kata kunci:** Citra Digital, CNN, Klasifikasi Penyakit Kulit

### Abstract

*This study aims to develop a skin disease classification model based on Convolutional Neural Networks (CNN) specifically designed to classify three types of skin diseases: acne, ringworm, and tinea versicolor. Unlike some previous studies that utilized datasets from various domains such as textile images, plants, and blood cell images, this research specifically employs a dataset relevant to skin diseases. The dataset used in this study consists of 810 skin disease images, divided into 600 images for training (200 images each for acne, tinea versicolor, and ringworm) and 210 images for testing. To enhance data variation and support model generalization, the dataset was processed using augmentation techniques. The model's performance evaluation showed promising results, with an average accuracy of 87.14%. Additionally, the model achieved precision, recall, and F1-score values of 87% each, demonstrating its ability to detect and classify skin diseases consistently. This study is expected to serve as a foundation for developing more accurate and efficient technology-based diagnostic tools, particularly for skin diseases, in the future.*

**Keywords:** Digital Imaging, CNN, Skin Disease Classification.

### 1. Pendahuluan

Penyakit kulit merupakan salah satu masalah kesehatan yang sering ditemukan di masyarakat dan dapat memberikan dampak signifikan terhadap kualitas hidup penderitanya. Faktor penyebabnya meliputi kombinasi faktor internal,

seperti hormon dan stres, serta faktor eksternal, seperti kebersihan pribadi yang kurang terjaga dan sanitasi lingkungan yang buruk<sup>[1]</sup>. Diagnosis penyakit kulit memerlukan keahlian khusus dan sering kali menjadi tantangan, terutama di daerah dengan keterbatasan tenaga medis spesialis.

Akibatnya, banyak kasus penyakit kulit tidak terdeteksi atau terlambat mendapatkan penanganan yang tepat.

Teknologi *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), telah memberikan solusi inovatif untuk mendukung klasifikasi penyakit kulit. CNN merupakan algoritma yang dirancang untuk mengolah data visual seperti citra. Dengan kemampuannya mengekstraksi pola-pola kompleks, seperti tekstur, warna, dan bentuk spesifik, CNN mampu mengenali karakteristik unik pada citra<sup>[2]</sup>.

Keunggulan lain dari CNN adalah kemampuan ekstraksi fitur secara otomatis tanpa memerlukan pra-pemrosesan data yang rumit, menjadikannya sangat cocok untuk klasifikasi<sup>2</sup>. Selain itu, CNN telah terbukti mencapai tingkat akurasi tinggi dalam berbagai klasifikasi citra, baik di bidang medis maupun non-medis<sup>[3][4][5]</sup>.

Sebagian besar penelitian sebelumnya hanya berfokus pada deteksi penyakit secara umum atau pada satu jenis penyakit tertentu seperti penyakit pada tanaman<sup>[6][7][8]</sup>, tanpa memberikan klasifikasi mendalam untuk setiap jenis penyakit.

Dari uraian diatas, maka peneliti tertarik melakukan penelitian menggunakan CNN karena kemampuannya untuk menangani berbagai jenis klasifikasi citra, termasuk untuk mendeteksi pola visual yang unik pada berbagai citra<sup>[9]</sup>. Penelitian ini tidak mencakup aspek diagnosis langsung di dunia medis, melainkan hanya berfokus pada

pengembangan dan evaluasi model klasifikasi penyakit kulit yaitu panu, jerawat, dan kurap. Adapun manfaat dari penelitian ini diharapkan sebagai dasar pemahaman dan pengembangan teknologi alat bantu diagnosis otomatis di masa mendatang khususnya penyakit kulit.

## 2. Tinjauan Pustaka

### 2.1. Penelitian Terkait

Berikut adalah sejumlah penelitian yang berkaitan dengan penelitian yang akan dilakukan oleh penulis :

- Penelitian yang dilakukan oleh Mukhlis Santoso, Sarjon Defit, and Yuhandri menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi motif kain tenun Melayu, dengan dataset yang terdiri dari 1000 gambar. Dataset mencakup tiga kategori motif: Pucuk Rebung, Siku Awan, dan Siku Keluang, yang dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%). Model CNN yang diterapkan mencapai akurasi 95% setelah 15 *epoch*, menunjukkan hasil yang baik dalam mengenali pola tenun. Proses klasifikasi melibatkan augmentasi data, normalisasi, dan pelatihan model dengan arsitektur Xception. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode CNN efektif untuk aplikasi klasifikasi pola berbasis gambar, terutama dalam mendukung pelestarian budaya tenun Melayu<sup>[2]</sup>.

- J. S. Sibarani, S. Tumpal Damanik, R. Nurkhalizah, S. Mulyana, and B. Nasution dalam penelitiannya mengembangkan sistem klasifikasi otomatis untuk tanaman hias menggunakan CNN. Dataset mencakup lima jenis tanaman hias: Damask Rose, Echeveria Flower, Mirabilis Jalapa, Rain Lily, dan Zinnia Elegans. Proses melibatkan praproses data seperti augmentasi gambar, penghapusan *noise*, dan normalisasi. Model diuji menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa label, seperti Damask Rose dan Mirabilis Jalapa, memiliki nilai evaluasi tinggi, sedangkan label Zinnia Elegans tidak dapat diidentifikasi dengan baik. Penelitian menyimpulkan bahwa CNN dapat dikembangkan lebih lanjut dengan transfer learning untuk meningkatkan performa model, terutama pada label dengan data terbatas<sup>[9]</sup>.
- Dalam penelitian yang dilakukan oleh Achmad Fauzi Saksenata, Agus Eko Minarno, Yufis Azhar yaitu mengklasifikasikan citra sel darah yang terinfeksi malaria menggunakan metode CNN sebagai bagian dari pendekatan *Deep Learning*. Penyakit malaria, yang masih menjadi masalah serius di dunia, memerlukan metode diagnosa yang cepat, akurat, dan mudah diakses, terutama di daerah terpencil

yang kekurangan tenaga ahli patologi. Penelitian ini menggunakan dataset dari NIH yang terdiri dari 27.558 gambar sel darah, dengan pembagian data 90% untuk pelatihan dan 10% untuk pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 96%, dengan *precision*, *recall*, dan *F1-Score* yang juga sebesar 96%. Meskipun hasil ini sedikit lebih rendah dibandingkan penelitian sebelumnya yang menggunakan ResNet-50 dengan akurasi 98%, arsitektur CNN yang diusulkan tetap memberikan performa yang baik dan proses yang lebih sederhana. Penelitian ini membuktikan bahwa metode CNN efektif dalam membantu identifikasi penyakit malaria melalui klasifikasi citra sel darah secara otomatis dan akurat<sup>[5]</sup>.

## 2.2. Landasan Teori

### 1 Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pengelompokan data berdasarkan kriteria tertentu dan kesamaan pada variabel data dengan tujuan membangun model yang mampu memprediksi kelas dari data baru yang belum diketahui. Proses klasifikasi dapat dilakukan secara manual atau dengan memanfaatkan teknologi komputasi<sup>[10]</sup>.

### 2 CNN

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu algoritma yang sangat populer dalam domain *Deep Learning*, cabang pembelajaran

mesin yang berfokus pada pengolahan data berformat dua dimensi, seperti gambar, video, teks, atau suara. CNN sangat efektif untuk mendeteksi pola dalam data visual, memungkinkan identifikasi objek pada gambar secara otomatis. Selain untuk mengenali objek, CNN juga dapat digunakan dalam aplikasi medis, seperti mendeteksi jenis penyakit kulit, yang sebelumnya memerlukan segmentasi untuk meningkatkan akurasi<sup>[11][12]</sup>.

Penelitian awal yang menjadi dasar pengembangan CNN dilakukan oleh Hubel dan Wiesel, yang mengeksplorasi visual cortex pada penglihatan kucing<sup>[13]</sup>. Meskipun klasifikasi citra dapat dilakukan menggunakan algoritma seperti Multilayer Perceptron (MLP), algoritma ini mengalami penurunan akurasi ketika digunakan untuk dataset yang besar. CNN dikembangkan untuk mengatasi kelemahan ini, karena mampu mempelajari langsung fitur dalam gambar dan menggunakannya untuk klasifikasi secara lebih efisien<sup>[14]</sup>.

Dalam proses pelatihan CNN, jumlah iterasi atau pengulangan pembelajaran yang dikenal sebagai *epoch* sangat memengaruhi performa model. Semakin banyak *epoch*, semakin baik model mempelajari pola kompleks dalam data. Namun, peningkatan *epoch* juga menyebabkan waktu pelatihan yang lebih lama.

### 3 Penyakit Kulit

Penyakit kulit merupakan gangguan pada lapisan terluar tubuh yang ditandai dengan gejala seperti rasa gatal dan kemerahan. Kondisi ini dapat dipicu oleh berbagai faktor, termasuk paparan bahan kimia, sinar matahari, infeksi virus, sistem imun yang lemah, mikroorganisme, jamur, serta kebersihan pribadi yang kurang terjaga<sup>[15][16]</sup>.

### 4 Citra Digital

Citra adalah fungsi intensitas dua dimensi  $f(x, y)$ , di mana  $x$  dan  $y$  mewakili koordinat spasial dan nilai  $f(x, y)$  menunjukkan tingkat kecerahan (brightness) pada titik tertentu di dalam citra. Citra digital adalah citra yang telah diproses secara digital, baik pada koordinat area maupun tingkat kecerahan. Nilai  $f$  pada koordinat  $(x, y)$  menggambarkan tingkat kecerahan atau keabuan dari citra pada titik tersebut<sup>[17]</sup>.

Piksel adalah unit terkecil dalam citra yang menyimpan nilai yang mewakili tingkat kecerahan warna pada titik tertentu. Citra digital biasanya berbentuk persegi panjang atau bujur sangkar (meskipun beberapa sistem pencitraan juga menggunakan bentuk segi enam), dengan lebar dan tinggi tertentu. Ukuran citra ini umumnya dihitung berdasarkan jumlah piksel, sehingga ukuran citra selalu berbentuk angka bulat. Setiap piksel memiliki koordinat yang menandakan posisinya dalam citra. Koordinat ini biasanya berupa angka bulat positif yang dapat dimulai dari 0 atau 1, tergantung pada sistem yang digunakan.

Selain itu, setiap piksel juga memiliki nilai numerik yang menggambarkan informasi yang terkait dengan piksel tersebut. Format data citra digital sering kali berhubungan dengan warna. Dalam banyak kasus, terutama untuk tampilan visual, nilai digital yang ada menggambarkan warna dari citra yang diproses. Beberapa format citra digital yang umum digunakan antara lain citra biner (*monokrom*), citra skala keabuan (*grayscale*), citra warna (*true color*), dan citra warna terindeks. Pengolahan citra adalah proses yang memanipulasi citra sebagai input, dengan output yang bisa berupa citra itu sendiri atau serangkaian karakteristik yang terkait dengan citra tersebut. Secara umum, pengolahan citra digital dapat diartikan sebagai pemrosesan citra dua dimensi menggunakan komputer.

Citra digital dapat ditampilkan dalam tiga format tampilan yang berbeda. Jenis citra digital yang sering digunakan termasuk citra biner, citra *grayscale*, dan citra warna<sup>[18][19]</sup>.

### 3. Metode Penelitian

Pada dasarnya, proses klasifikasi data dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dimulai dengan mengumpulkan dataset dari internet. Dataset ini kemudian digunakan untuk proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*). Selanjutnya, dilakukan proses *preprocessing* untuk mempersiapkan data dan merancang model CNN. Setelah model

dirancang, dilakukan pengujian untuk menilai performanya, di mana akurasi model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*. CNN dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya untuk mengekstraksi fitur hierarkis dari gambar, sehingga memungkinkan model mengenali pola kompleks, termasuk untuk klasifikasi jenis penyakit kulit berdasarkan gambar. Arsitektur CNN yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi gambar diadaptasi untuk mengklasifikasikan penyakit kulit.

Proses penelitian terdiri dari beberapa tahap utama, yaitu :

#### 3.1. Pengumpulan Data

Data dikumpulkan dengan menentukan beberapa kategori yang akan dianalisis. Dalam penelitian ini, dataset terdiri atas 810 gambar, yang mencakup 600 gambar untuk pelatihan (200 gambar jerawat, 200 gambar panu, dan 200 gambar kurap) serta 210 gambar untuk pengujian (70 gambar jerawat, 70 gambar panu, dan 70 gambar kurap).



Gambar 1. Dataset Citra Penyakit

### 3.2. Preprocessing Data

Proses awal melibatkan normalisasi intensitas piksel, perubahan ukuran gambar akan secara otomatis diubah ukurannya (resize) menjadi 224 x 224 piksel sebelum digunakan untuk pelatihan atau evaluasi model, dan augmentasi data untuk mengurangi risiko *overfitting*. Teknik augmentasi seperti *flipping* dan *rotasi* diterapkan untuk meningkatkan variasi dataset. Dalam penelitian ini, data pelatihan dibagi secara random dengan rasio 80:20, yaitu 80% digunakan untuk pelatihan (*training*) dan 20% untuk validasi (*validation*).

### 3.3. Implementasi CNN

CNN diterapkan untuk klasifikasi gambar dengan metode *supervised learning*. Arsitektur CNN disesuaikan menggunakan framework seperti *TensorFlow* atau *PyTorch* untuk menangkap karakteristik gambar penyakit kulit. Lapisan-lapisan CNN seperti konvolusi, aktivasi, dan pooling dikonfigurasi secara eksperimental untuk menghasilkan performa terbaik.

### 3.4. Pelatihan Model

Model CNN dirancang untuk mengklasifikasikan gambar penyakit kulit menjadi tiga kategori yaitu kelas jerawat, kelas kurap, dan kelas panu. Selama pelatihan, model terus menyesuaikan parameternya menggunakan fungsi *categorical cross-entropy* untuk menghitung kesalahan dan

algoritma Adam untuk mengoptimalkan parameter agar kesalahan berkurang.

### 3.5. Evaluasi Model

Untuk menilai performa model, dilakukan pengujian pada data testing, yaitu data yang tidak pernah dilihat oleh model sebelumnya. Hasil prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya.

Beberapa metrik digunakan dalam evaluasi ini, antara lain:

a. *Accuracy* (Akurasi)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

Mengukur persentase prediksi yang benar..

b. *Precision*

$$Precision = \frac{(TP)}{(TP) + (FP)} \times 100\% \quad (2)$$

Menilai sejauh mana prediksi positif model sesuai dengan kategori yang benar.

c. *Recall*

$$Recall = \frac{(TP)}{(TP)+(FN)} \times 100\% \quad (3)$$

Mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua kasus positif.

d. *F1-Score*

$$F1 - Score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision+Recall} \quad (4)$$

Menghitung rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall*, memberikan gambaran keseimbangan antara keduanya.

### 3.6. Analisis Hasil

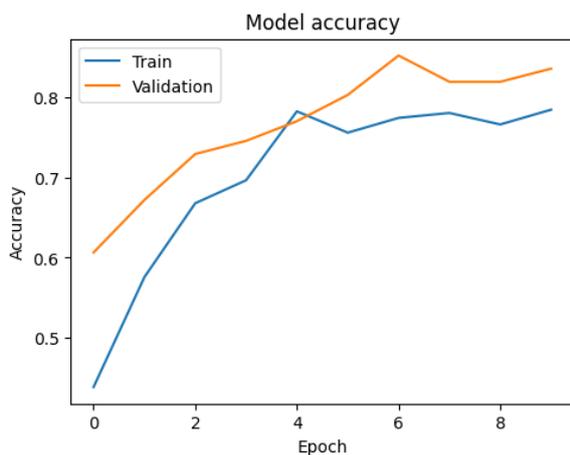
Hasil klasifikasi dianalisis untuk mengevaluasi kelebihan dan kekurangan model serta memahami performa kinerjanya menggunakan *Confusion Matrix*. Proses ini melibatkan perbandingan antara prediksi model dan label asli dari dataset pengujian..

## 4. Hasil dan Pembahasan

### 4.1. Hasil Penelitian

Berikut hasil yang di dapat menggunakan CNN dapat terlihat sebagai berikut :

#### 1. Model Accuracy

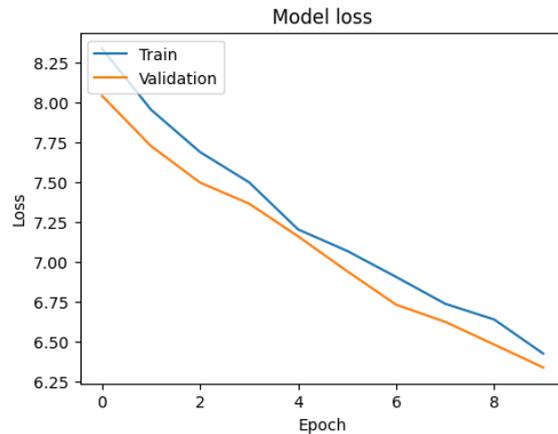


Gambar 2. Model Accuracy

Pada Gambar 2, terlihat grafik akurasi model selama proses pelatihan (*train accuracy*) dan validasi (*validation accuracy*) terhadap jumlah *epoch*. Grafik menunjukkan bahwa akurasi

validasi mencapai nilai tertinggi pada *epoch* ke-10 hingga ke-15, sebelum akhirnya stagnan. Hal ini menandakan bahwa model telah mencapai titik optimal untuk belajar pola dari data.

#### 2. Model Loss



Gambar 3. Model Loss

Gambar 3, memperlihatkan nilai loss selama proses pelatihan dan validasi. Kurva *loss* menunjukkan penurunan yang konsisten, di mana *train loss* dan *validation loss* memiliki perbedaan kecil dan mengikuti tren penurunan yang sama. Hal ini menunjukkan bahwa model belajar dengan baik dan tidak mengalami *overfitting*.

#### 3. Evaluasi Model

```

Accuracy: 0.8714285714285714
Precision: 0.8734262519561815
Recall: 0.8714285714285714
F1-score: 0.8714731551340874
    
```

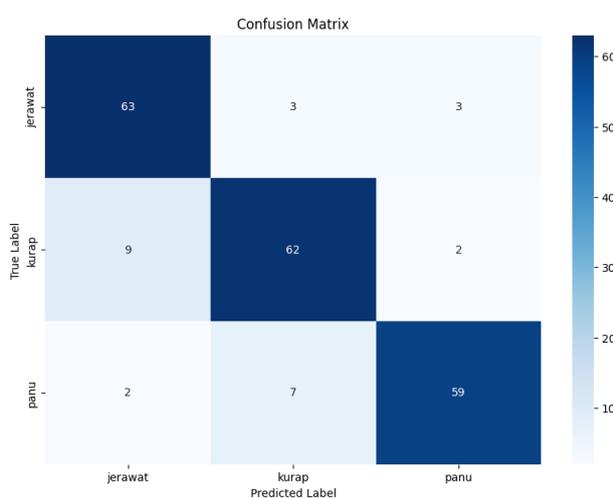
	precision	recall	f1-score	support
jerawat	0.85	0.91	0.88	70
kurap	0.85	0.86	0.85	70
panu	0.92	0.84	0.88	70
accuracy			0.87	210
macro avg	0.87	0.87	0.87	210
weighted avg	0.87	0.87	0.87	210

Gambar 4. Pengukuran Matrik

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*,

dan *F1-score*, yang ditampilkan dalam Gambar 4. Model memiliki akurasi sebesar 87,14%, menunjukkan kemampuan yang baik dalam memprediksi kelas dengan benar. Nilai *precision* tercatat sebesar 87,34%, sedangkan *recall* dan *F1-score* masing-masing mencapai 87,14%. Analisis lebih lanjut terhadap performa tiap kelas penyakit kulit menunjukkan bahwa untuk kategori jerawat, model memiliki *recall* tertinggi sebesar 91%, diikuti dengan *precision* 85% dan *F1-score* 88%. Pada kategori kurap, nilai presisi dan *recall* cukup seimbang, yaitu masing-masing 85% dan 86%, dengan *F1-score* 85%. Sementara itu, kategori panu mencatat *precision* tertinggi sebesar 92%, namun *recall*-nya sedikit lebih rendah, yakni 84%, dengan *F1-score* 88%.

#### 4. Analisis Hasil



Gambar 5. *Confusion Matrix*

Kinerja model diperlihatkan dalam Gambar 5 (*Confusion Matrix*). Pada kelas jerawat, dari total 70 sampel, model mengklasifikasikan 63 sampel dengan benar, sementara 3 sampel salah

diklasifikasikan sebagai kurap dan 3 sampel lainnya sebagai panu. Untuk kelas kurap, sebanyak 62 sampel diklasifikasikan dengan benar, namun terdapat 9 sampel yang salah diklasifikasikan sebagai jerawat dan 2 sampel sebagai panu. Pada kelas panu, model berhasil mengklasifikasikan 59 sampel dengan benar, sedangkan 2 sampel salah diklasifikasikan sebagai jerawat dan 7 sampel lainnya sebagai kurap. Secara keseluruhan, sebagian besar prediksi model berada di diagonal utama *confusion matrix*, namun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas kurap dan panu.

#### 4.2. Pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan, performa model menunjukkan hasil yang baik dengan akurasi mencapai 87,14%. Grafik Model *Accuracy* dan Model *Loss* menunjukkan bahwa proses pelatihan berjalan efektif. Akurasi validasi yang mencapai nilai optimal pada *epoch* ke-10 hingga ke-15 menegaskan bahwa model belajar dengan baik dari data yang diberikan. Kurva *loss* yang menurun secara konsisten tanpa perbedaan signifikan antara train loss dan *validation loss* juga menjadi bukti bahwa model tidak mengalami *overfitting* maupun *underfitting*. Analisis terhadap metrik evaluasi menunjukkan performa model yang cukup baik dan konsisten di semua kelas. Nilai *recall* tertinggi dicapai pada

kelas jerawat, yaitu 91%, menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi semua kasus jerawat. Di sisi lain, kelas panu memiliki nilai *precision* tertinggi sebesar 92%, meskipun *recall*-nya sedikit lebih rendah. Hal ini menandakan bahwa model mampu memprediksi kelas panu dengan tingkat akurasi yang tinggi, namun masih ada beberapa sampel panu yang terlewat atau salah diklasifikasikan. Performa model untuk kategori kurap cenderung seimbang antara *precision* dan *recall*, dengan masing-masing nilai di atas 85%.

Lebih lanjut, analisis *Confusion Matrix* menunjukkan adanya kesalahan klasifikasi antara kelas kurap dan panu. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual kedua kelas tersebut, seperti tekstur dan warna pada citra digital. Kesalahan ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan pola yang serupa. Faktor ini bisa diatasi dengan peningkatan preprocessing data, seperti penajaman citra atau penggunaan augmentasi data yang lebih variatif untuk memperjelas perbedaan fitur visual antar kelas. Selain itu, penggunaan model dengan arsitektur yang lebih kompleks atau penerapan teknik *fine-tuning* dapat membantu meningkatkan performa klasifikasi.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa metode CNN mampu memberikan

performa yang baik dalam klasifikasi tiga jenis penyakit kulit, yaitu jerawat, kurap, dan panu.

## 5. Kesimpulan

Penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi gambar penyakit kulit, yaitu jerawat, kurap, dan panu, memberikan performa yang baik dengan akurasi sebesar 87,14%. Model CNN yang digunakan berhasil mengklasifikasikan tiga jenis penyakit kulit berdasarkan pola visual seperti tekstur dan warna, dengan rata-rata *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 87%. Keunggulan model ini terletak pada kemampuannya mendeteksi pola kompleks pada citra digital dan tingkat generalisasi yang baik, yang terlihat dari konsistensi hasil pada data pelatihan dan pengujian. Meski demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas kurap dan panu. Penelitian ini menunjukkan potensi besar CNN dalam mendukung diagnosis otomatis penyakit kulit, yang diharapkan dapat menjadi landasan dan pengembangan alat bantu diagnosis berbasis teknologi yang lebih akurat dan efisien di masa mendatang.

## 6. Daftar Pustaka

- [1] Lestari R. Hubungan Sanitasi Lingkungan Dengan Gejala Penyakit Kulit Di Wilayah Kerja Puskesmas Sukamenanti Kabupaten Pasaman Barat. *Nan Tongga Heal Nurs.* 2022;17(1):14–23.

- [2] Mukhlis Santoso, Sarjon Defit, Yuhandri. Penerapan Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Citra Pola Kain Tenun Melayu. *J CoSciTech (Computer Sci Inf Technol)*. 2024;5(1):177–84.
- [3] Siti Aisyah, Rini Astuti, Fadhil M Basysyar, Odi Nurdiawan, Irfan Ali. Convolutional Neural Networks for Classification Motives and the Effect of Image Dimensions. *J RESTI (Rekayasa Sist dan Teknol Informasi)*. 2024;8(1):181–8.
- [4] Dandi Darajat M, Sari YA, Wihandika RC. Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Citra Makanan Khas Indonesia. *J Pengemb Teknol Inf dan Ilmu Komput [Internet]*. 2021;5(11):4764–9. Available from: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [5] Saksenata AF, Minarno AE, Azhar Y. Klasifikasi Citra Sel Darah Untuk Penyakit Malaria Dengan Metode CNN. *J Repos*. 2022;4(2):185–94.
- [6] Rozaqi AJ, Sunyoto A, Arief M rudyanto. Deteksi Penyakit Pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network. *Creat Inf Technol J [Internet]*. 2021 Mar 31;8(1):22. Available from: <https://citec.amikom.ac.id/main/index.php/citec/article/view/263>
- [7] Septian MRD, Paliwang AAA, Cahyanti M, Swedia ER. PENYAKIT TANAMAN APEL DARI CITRA DAUN DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. *Sebatik [Internet]*. 2020 Dec 16;24(2). Available from: <https://jurnal.wicida.ac.id/index.php/sebatik/article/view/1060>
- [8] Khoiruddin M, Junaidi A, Saputra WA. Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network. *J Dinda Data Sci Inf Technol Data Anal [Internet]*. 2022 Feb 23;2(1):37–45. Available from: <https://journal.ittelkom-pwt.ac.id/index.php/dinda/article/view/341>
- [9] Sibarani JS, Tumpal Damanik S, Nurkhalizah R, Mulyana S, Nasution B. Klasifikasi Tanaman Hias Menggunakan Algoritma Convolution Neural Network. *J Inf Technol Ampera [Internet]*. 2023;4(3):2774–2121. Available from: <https://journal-computing.org/index.php/journal-ita/index>
- [10] Wibawa AP, Guntur M, Purnama A, Fathony Akbar M, Dwiyanto FA. Metode-metode Klasifikasi. *Pros Semin Ilmu Komput dan Teknol Inf*. 2018;3(1):134–8.
- [11] He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. *2016 IEEE Conf Comput Vis Pattern Recognit [Internet]*. 2015;770–8. Available from: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:206594692>
- [12] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature [Internet]*. 2015 May 28;521(7553):436–44. Available from: <https://www.nature.com/articles/nature14539>
- [13] Hubel DH, Wiesel TN. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *J Physiol [Internet]*. 1962 Jan;160(1):106–54. Available from: <https://physoc.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1113/jphysiol.1962.sp006837>
- [14] Keijsers NLW. Neural Networks. *Encycl Mov Disord Three-Volume Set*. 2010;V2-257-V2-259.
- [15] Srisantyorini T, Cahyaningsih NF. Analisis Kejadian Penyakit Kulit pada Pemulung di Tempat Pengolahan Sampah Terpadu (TPST) Kelurahan Sumur Batu Kecamatan Bantar Gebang Kota Bekasi. *J Kedokt dan Kesehat*. 2019;15(2):135.
- [16] Cahyawati IN, Budiono I. Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Dermatitis Pada Nelayan. *J Kesehat Masy*. 2011;6(2):134–41.

- [17] Fathurrahman I, Muliawan Nur A, Fathurrahman F. Identifikasi Kematangan Buah Mentimun Berbasis Citra Digital Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Infotek J Inform dan Teknol [Internet]. 2019 Jan 29;2(1):27–33. Available from: <http://e-journal.hamzanwadi.ac.id/index.php/infotek/article/view/976>
- [18] Sutojo T, Mulyanto E, Suhartono V, NURHAYATI OKIDWI, others. Teori pengolahan citra digital.
- [19] Fathurrahman I, Gunawan I. Pengenalan Citra Logo Kendaraan Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GlcM) dan Jst-Backpropagation. Infotek J Inform dan Teknol [Internet]. 2018 Jan 31;1(1):47–55. Available from: <https://e-journal.hamzanwadi.ac.id/index.php/infotek/article/view/894/579>