



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



## Deteksi Awal Klasifikasi Jenis Penyakit Kanker Kulit Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Mobile Apps

Dimas Putra Mawardi <sup>1)</sup>, Mega Novita <sup>2)</sup>, Nugroho Dwi Saputro <sup>3)\*</sup>

Informatika, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas PGRI

E-Mail : [dimasputramawardi240@gmail.com](mailto:dimasputramawardi240@gmail.com) <sup>1)</sup>; [novita@upgris.ac.id](mailto:novita@upgris.ac.id) <sup>2)</sup>; [nugputra@upgris.ac.id](mailto:nugputra@upgris.ac.id) <sup>3)</sup>;

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received : 22 December 2024  
Revised : 23 December 2024  
Accepted : 29 December 2024  
Available online : 30 December 2024

#### Keywords:

Skin cancer  
CNN  
Diagnosis  
dermoscopy  
deep learning

### ABSTRACT

*Skin is an external organ that covers the human body and plays an important role in maintaining the health and integrity of the body. One of the main threats to the skin is skin cancer, which can cause serious damage and even death. Early detection is very important but difficult because it is difficult to differentiate between malignant and non-malignant skin lesions. Deep learning methods, such as Convolutional Neural Network (CNN), offer solutions with accurate skin image classification capabilities, facilitating faster and more efficient skin cancer diagnosis. This study explores the use of CNNs to classify skin cancers based on dermoscopic images. With a dataset of 10.015 images divided into training data (75%) and test data (25%), the model developed using transfer learning techniques achieved 97.38% accuracy, with validation accuracy of 97.39% after 200 epochs. White box testing shows two independent paths, indicating the program is not complex and easy to fix. Black box testing and User Acceptance Testing (UAT) show a 100% success rate. The classification shows an average precision, recall, and f1\_score value of 97%, which is a significant increase from previous research. This research also corrects the weaknesses of previous research by increasing the number of classes from two to seven, and the dataset from 5.000 to 10.015 images, resulting in a more accurate and representative diagnosis in skin cancer detection.*

### ABSTRAK

Kulit adalah organ luar yang melapisi tubuh manusia dan berperan penting dalam menjaga kesehatan dan keutuhan tubuh. Salah satu ancaman utama bagi kulit adalah kanker kulit, yang dapat menyebabkan kerusakan serius bahkan kematian. Metode *deep learning*, seperti *Convolutional Neural Network*, sebagai solusi dengan kemampuan klasifikasi citra kulit yang akurat, memfasilitasi diagnosis kanker kulit lebih cepat dan efisien. Penelitian ini mengeksplorasi penggunaan CNN untuk mengklasifikasikan kanker kulit berdasarkan citra dermoskopi. Dengan dataset sebanyak 10.015 citra yang dibagi menjadi data latih (75%) dan data uji (25%), model yang dikembangkan menggunakan teknik *transfer learning* mencapai akurasi 97,38%, dengan akurasi validasi 97,39% setelah 200 epoch. Pengujian *white box* menunjukkan dua jalur independen, menandakan program tidak kompleks dan mudah diperbaiki. Pengujian *black box* dan *User Acceptance Testing* (UAT) menunjukkan tingkat keberhasilan 100%. Klasifikasi menunjukkan rata-rata nilai *precision*, *recall*, dan *f1\_score* sebesar 97%, yang merupakan peningkatan signifikan dari penelitian sebelumnya. Penelitian ini juga memperbaiki kelemahan penelitian sebelumnya dengan meningkatkan jumlah kelas dari dua menjadi tujuh, dan dataset dari 5.000 menjadi 10.015 citra, menghasilkan diagnosis lebih akurat dan representatif dalam deteksi kanker kulit.

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

### Kata Kunci :

Kanker kulit  
CNN  
Diagnosis  
dermoskopi  
deep learning

### APA style in citing this article:

Mawardi, D. P., Novita, M., & Dwi Saputro, N. Deteksi Awal Klasifikasi Jenis Penyakit Kanker Kulit Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Mobile Apps . *Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI)*. Retrieved from <https://doi.org/10.30872/atasi.v3i2.2305>

\*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i2.2305>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

## 1. PENDAHULUAN

Kulit merupakan salah satu organ tubuh manusia yang sangat penting karena kulit merupakan lapisan luar yang menutupi tubuh manusia. Kulit memiliki 3 lapisan yang terdiri dari lapisan kulit paling luar (Epidermis), lapisan kulit dibawah Epidermis dan lapisan kulit dalam (Hipodermis) (Yohannes, R., & Al Rivan, M. E., 2022). Kanker kulit salah satu jenis kanker yang dapat menimbulkan kecacatan dengan biaya pengobatan yang tinggi, bahkan penyakit ini dapat menyebabkan kematian. Secara umum dokter kulit mendiagnosis kanker kulit menggunakan biopsi. Proses penggunaan biopsi dengan mengambil sampel potongan kecil pada jaringan kulit lalu diperiksa di laboratorium. Biaya yang dikeluarkan untuk biopsi cukup mahal serta dapat melukai atau menggores kulit manusia (Faruk, M., & Nafi'iyah, N., 2020).

Terdapat berbagai faktor penyebab timbulnya kanker kulit yaitu diantaranya faktor peningkatan radiasi sinar ultraviolet, faktor genetik, pola hidup yang tidak sehat, dan infeksi *human papillomavirus* (Lawi, A., & Muh Amil Siddik, A., 2022). Penentuan penyakit kulit tidak boleh dilakukan secara sembarangan, karena penyakit kulit bisa sangat berbahaya bila terjadi kesalahan dalam perawatan dan penanganannya. Maka melalui fakta tersebut, deteksi dini merupakan salah satu cara untuk mengatasi penyakit kanker kulit. Akan tetapi, pakar dermatologis mengatakan bahwa adanya kesulitan dalam membedakan antara luka bakar dan tahi lalat. Dokter dermatologis dapat mendiagnosis kanker kulit dengan melalui proses biopsi. Biopsi adalah pengambilan sejumlah kecil jaringan tubuh manusia untuk pemeriksaan 2 laboratorium yang bertujuan untuk mendeteksi adanya suatu penyakit. Masalah ini menimbulkan ketertarikan dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit untuk memudahkan diagnosis secara klinis. Metode *deep learning* yang saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah *2 convolutional neural network* (CNN). Hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada *visual cortex* manusia sehingga memiliki kemampuan mengolah.

Dalam penelitian ini, Teknik *deep learning* (DL) dalam medis memiliki arsitektur pembelajaran mesin, yang didorong dengan kompetensi untuk menangani kumpulan data besar dari perhitungan kompleks dan menghasilkan penilaian yang cukup akurat untuk menangani masalah klasifikasi gambar terutama dalam menganalisis penyakit. Untuk klasifikasi gambar, *convolutional neural network* (CNN) merupakan sebuah metode dalam *deep learning* yang biasa digunakan dalam klasifikasi gambar dalam jumlah besar (F., Agustin, Y. H., & Yusup, E. N., 2016). CNN memiliki kerangka kerja konseptual yang signifikan, termasuk pembagian bobot, persepsi dan ruang pengambilan sampel domain, yang menjamin perpindahan *relative*, distorsi dan karakteristik penskalaan. Kemajuan dalam perangkat keras komputasi dan ketersediaan dataset *dermoscopic open source* menjadikan *neural networks* sebagai metode yang efisien untuk klasifikasi gambar. Oleh sebab itu, penulis melakukan penelitian untuk meningkatkan program klasifikasi jenis penyakit kanker kulit dengan menggunakan teknologi AI. Melalui berbagai penelitian ini, dapat dilihat bahwa algoritma CNN secara konsisten menunjukkan akurasi yang baik dalam klasifikasi citra, termasuk dalam domain medis.

## 2. TINJAUAN PUSAKA

Penelitian terdahulu (Hakim, L., Sari, Z., & Handhajani, H., 2021). melakukan klasifikasi citra pigmen kanker kulit menggunakan *Convolutional Neural Network*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang diusulkan pada klasifikasi pigmen kanker kulit memperoleh akurasi sebesar 75%. Nilai *precision* dan *recall* tertinggi terdapat pada kelas *benign*, yaitu masing-masing sebesar 0,80 dan 0,82, dengan nilai *f1\_score* sebesar 0,81. (Salam, A., Yanto, F., Agustian, S., & Ramadhani, S., 2023) melakukan perbandingan klasifikasi citra CT Scan kanker paru paru menggunakan *Contrast Stretching* pada CNN dengan *EfficientNet-B0*. Hasil klasifikasi tertinggi menggunakan optimizer ADAM, dan *learning rate* 0.01, di mana akurasi mencapai 72.48%, presisi 71.52%, *recall* 64.2%, dan skor F1 64.76%. Sementara itu, hasil yang diperoleh dari 10 dataset asli menunjukkan perbedaan. Hasil klasifikasi menggunakan optimizer ADAM dan *learning rate* 0.01, dengan akurasi mencapai 64.22%, presisi 52.69%, *recall* 50.52%, dan skor F1 43.51%.

### A. Kanker Kulit

Kanker kulit merupakan suatu penyakit yang disebabkan oleh perubahan sifat-sifat penyusun sel kulit yang normal menjadi ganas, dimana nantinya sel-sel akan terus membelah diri menjadi bentuk yang abnormal secara terus menerus tumbuh dan tidak terkendali. Dilihat dari segi histopatologik memiliki struktur yang tidak teratur dengan diferensiasi sel dalam berbagai tingkatan pada *kromatin*, *nukleus*, dan *sitoplasma* (Lawi, A., & Muh Amil Siddik, A., 2022).

### B. Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu algoritma paling populer digunakan untuk *Deep Learning*, sebuah *machine learning* yang model pembelajarannya dikhususkan untuk melakukan klasifikasi langsung pada media dua dimensi seperti gambar, video, teks, atau suara. Algoritma CNN akan sangat berguna khususnya ketika digunakan untuk mencari pola pada suatu gambar kemudian mengenali objek pada gambar tersebut [10]. Untuk membantu dalam diagnosis dan pengenalan kanker kulit, teknologi pemrosesan citra telah berkembang pesat, termasuk penggunaan CNN sebagai metode yang efektif. CNN merupakan algoritma *deep learning* yang telah terbukti efektif dalam pengenalan pola pada gambar. CNN adalah algoritma *deep learning* yang sangat efektif dalam memproses dan menganalisis data citra. Dalam konteks kanker kulit, penggunaan metode CNN dapat membantu membedakan antara kanker kulit benign dan malignant secara otomatis melalui

analisis citra kulit. Hal ini dapat memberikan bantuan penting bagi para profesional medis dalam mengambil keputusan yang tepat mengenai pengobatan dan tindak lanjut pasien (Adi Saputra, R., & Halu Oleo, U., 2024).

### C. Metode Waterfall

Metode *waterfall* merupakan salah satu pendekatan dalam pengembangan perangkat lunak yang mengikuti proses yang linear dan terstruktur. Dalam metode ini, pengembangan perangkat lunak dilakukan secara bertahap dari awal hingga selesai, dengan tahapan-tahapan yang terdefinisi dengan jelas dan dilakukan secara berurutan seperti air terjun (*waterfall*). Penelitian ini dikembangkan dengan metode *Software Development Life Cycle waterfall* untuk membuat aplikasi. Dimulai dengan mengumpulkan studi literatur mengenai penelitian sebelumnya, analisis kebutuhan, perancangan, implementasi aplikasi, pengujian, dan perbaikan (Sommerville, I., 2016). Dimulai dari Analisis Kebutuhan, di mana kebutuhan pengguna atau klien dikumpulkan dan dianalisis secara menyeluruh. Tahap berikutnya adalah Perancangan, dimana arsitektur dan tata letak sistem dirancang berdasarkan kebutuhan yang telah diidentifikasi. Setelah desain selesai, tahap Implementasi dimulai dengan penulisan kode dan pembangunan perangkat lunak. Kemudian, perangkat lunak tersebut diuji dalam tahap Pengujian untuk memastikan tidak ada *bug* dan semua fungsi bekerja sesuai dengan spesifikasi. Tahap terakhir adalah Perbaikan, di mana *bug* dan masalah yang ditemukan selama pengujian diperbaiki.

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode pengembangan *waterfall*, yang merupakan model *System Development Life Cycle* (SDLC) linear yang mencakup tahap analisis kebutuhan hingga pengujian. Fokus utama penelitian adalah pengembangan perangkat lunak berbasis *mobile* untuk klasifikasi jenis penyakit kanker kulit. Tahapan pengembangan mencakup analisis kebutuhan hingga pengujian, dengan fokus pada tiga jenis pengujian *black box testing*, *white box testing*, dan *User Acceptance Testing* (UAT). Metode pengembangan ini membatasi penelitian hanya hingga tahapan pengujian.

Dalam pengembangan model ini, penulis menggunakan modul Sequential dari library Keras untuk merancang secara berurutan arsitektur model. Penulis memasukkan serangkaian lapisan konvolusi (Conv2D) yang menerapkan fungsi aktivasi ReLU, yang diikuti oleh lapisan MaxPooling (MaxPool2D) untuk mengekstraksi fitur dan mengurangi dimensi gambar. Untuk mengurangi risiko overfitting yang umum terjadi pada model kompleks, penulis juga menambahkan lapisan Dropout. Setelah itu, penulis menggunakan lapisan Flatten untuk mengubah fitur-fitur yang diekstraksi menjadi vektor satu dimensi. Akhirnya, penulis menambahkan dua lapisan Dense yang bertujuan untuk melakukan klasifikasi.

```
Model: "sequential"
-----
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 30, 30, 256)	7168
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 15, 15, 256)	0
dropout (Dropout)	(None, 15, 15, 256)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 13, 13, 128)	295040
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 128)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 6, 6, 128)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 4, 4, 64)	73792
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 2, 2, 64)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 2, 2, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 256)	0
dense (Dense)	(None, 32)	8224
dense_1 (Dense)	(None, 7)	231

```
-----
Total params: 384455 (1.47 MB)
Trainable params: 384455 (1.47 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
```

Gambar 1. Arsitektur CNN.

### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### D. Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini, peneliti mengumpulkan data berupa citra kulit dari dataset HAM10000 yang tersedia secara publik di Kaggle.com. Dataset ini terdiri dari berbagai jenis lesi kulit yang diklasifikasikan ke dalam 7 kelas yakni Melanocytic nevi (nv), Melanoma (mel), Benign keratosis-like lesions (bkl), Basal cell carcinoma (bcc),

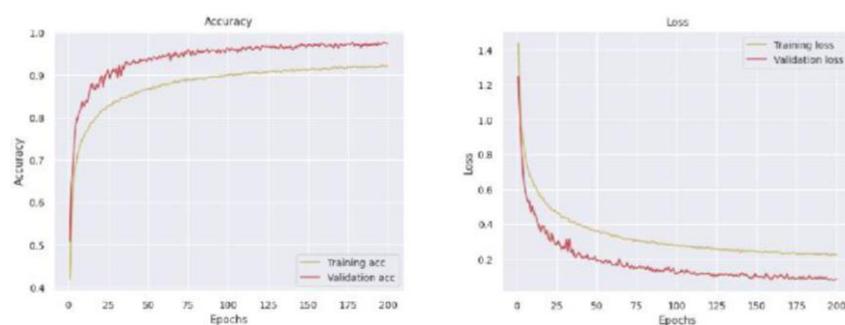
Actinic keratoses (akiec), Vascular lesions (vasc), dan Dermatofibroma (df). Data tersebut terdiri dari 10.015 sampel citra dan metadata yang terkait, seperti jenis lesi, jenis kelamin pasien, dan lokasi lesi pada tubuh.



Gambar 2. Gambar Dataset

### E. Pelatihan Model

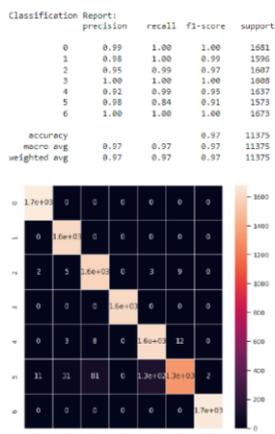
Pelatihan Model yang menunjukan Grafik pertama menampilkan perubahan akurasi pada data pelatihan (*Training accuracy*) dan data validasi (*Validation accuracy*) sepanjang proses pelatihan model. Sama seperti pada grafik loss, kita ingin melihat kedua kurva ini meningkat seiring dengan berjalannya epoch, menunjukkan bahwa model kita semakin mampu memprediksi dengan tepat pada data yang digunakan untuk pelatihan maupun data yang tidak terlihat selama pelatihan (data validasi).



Gambar 3. Grafik Pelatihan Model

### F. Evaluasi Model

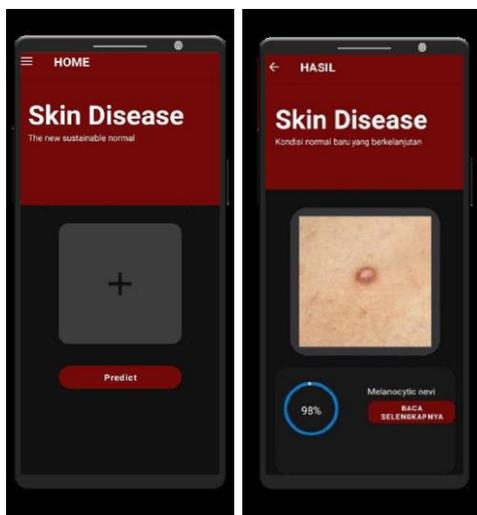
Pada langkah evaluasi model, pertama dilakukan pengukuran performa menggunakan data uji untuk menguji kemampuan model dalam menggeneralisasi pola yang dipelajari. Grafik loss dan akurasi pada setiap epoch divisualisasikan untuk memantau perubahan performa model selama proses pelatihan. Selanjutnya, model digunakan untuk memprediksi data uji dan dievaluasi dengan *classification report* untuk mendapatkan metrik seperti presisi, recall, dan *f1-score* untuk setiap kelas, memungkinkan pemahaman yang lebih mendalam terhadap kemampuan model dalam mengklasifikasikan kelas data. Analisis *confusion matrix* juga dilakukan untuk menilai performa model pada setiap kelas dan mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan lebih lanjut, menyediakan wawasan komprehensif tentang kelebihan dan kekurangan model.



Gambar 4. Evaluasi Model

### G. Integrasi Model ke UI Mobile

Pada tahapan ini penulis membuat proses konversi model dimulai dengan memuat model HDF5 (BiT model) yang telah tersimpan di Google Drive menggunakan TensorFlow Keras. Setelah itu, model tersebut dikonversi ke format TensorFlow Lite (TFLite) menggunakan TFLiteConverter. Hasil konversi disimpan kembali di Google Drive dan kemudian divalidasi dengan memuatnya menggunakan tf.lite.Interpreter untuk memastikan kelengkapan dan kebenaran konversi. Tahap selanjutnya adalah mengintegrasikan model TFLite yang telah dikonversi ke dalam aplikasi Android, memastikan bahwa detail *input* dan *output* model sesuai untuk penggunaan pada platform Android, serta memverifikasi bahwa model berfungsi dengan baik dalam lingkungan aplikasi.



Gambar 5. Model User Interface

### H. Pengujian Aplikasi

Penulis melakukan 3 jenis pengujian *white box*, *black box*, dan *User Acceptance Testing* (UAT). Pengujian *white box* yang mendapatkan hasil 2 independent path yang berarti tidak kompleks dan mudah untuk perbaikan pada code program sehingga dikatakan baik. Dalam pengujian *black box*, berhasil mencapai presentase 100% keberhasilan, sedangkan kegagalan mendapat presentase 0% dari 3 responden dan 6 pengujian. Pengujian *User Acceptance Test* (UAT) juga berhasil dengan presentase 84% dari 3 responden dengan 10 pertanyaan

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan oleh penulis, dapat ditarik beberapa kesimpulan, dari hasil proses penelitian dataset penyakit kanker kulit menggunakan algoritma CNN dengan jumlah dataset 10.015 citra. Dataset ini dibagi menjadi 2 yaitu training sebanyak 7.511 (75%) dan test sebanyak 2.504 (25%). Model ini menggunakan teknik *transfer learning*, mendapatkan *accuracy* sebesar 97,38%, *validation accuracy* sebesar 97,39% dari 200 epoch. Penelitian ini mencapai tingkat *accuracy* sebesar 97,38% dengan rata-rata nilai *precision*, *recall* dan *f1 score* 97%. Penelitian ini melibatkan 10.015 gambar dermoskopi kulit dengan pembagian ke dalam 7 kelas. Penulis melakukan 3 jenis pengujian untuk memastikan kualitas aplikasi *white box*, *black box*, dan *User Acceptance Testing* (UAT). Pengujian *white box* yang mendapatkan hasil 2 independent path yang berarti tidak kompleks dan mudah untuk perbaikan pada kode program sehingga dikatakan baik. Hasil pengujian *black box* menunjukkan

keberhasilan 100%, sedangkan kegagalan mencapai 0% dari 3 responden dalam 6 pengujian. Pengujian *User Acceptance Test* (UAT) berhasil mencapai 84%.

#### 6. DAFTAR PUSTAKA

- Adi Saputra, R., & Halu Oleo, U. (2024). Klasifikasi kanker kulit berdasarkan data citra benign dan malignant menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Informatika Indonesia*, 10(2), 55-62.
- Faruk, M., & Nafi'iyah, N. (2020). Telematika klasifikasi kanker kulit berdasarkan fitur tekstur, fitur warna citra menggunakan SVM dan KNN. *Telematika*, 13(2), 100-109.
- Hakim, L., Sari, Z., & Handhajani, H. (2021). Klasifikasi citra pigmen kanker kulit menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(2), 379-385. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i2.3001>
- Lawi, A., & Muh Amil Siddik, A. (2022). Prosiding Seminar Nasional Teknik Elektro dan Informatika (SNTEI) 2022. Teknik Informatika.
- Nuraeni, F., Agustin, Y. H., & Yusup, E. N. (2016). Aplikasi Pakar Untuk Diagnosa Penyakit Kulit. Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia 2016.
- Salam, A., Yanto, F., Agustian, S., & Ramadhani, S. (2023). Kajian ilmiah informatika dan komputer perbandingan klasifikasi citra CT-scan kanker paru-paru menggunakan contrast stretching pada CNN dengan EfficientNet-B0. *Media Online*, 4(3), 1341-1351.
- Sommerville, I. 2016. *Software Engineering*. Addison-Wesley.
- Yohannes, R., & Al Rivian, M. E. (2022). Klasifikasi jenis kanker kulit menggunakan CNN-SVM. *Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM*, 2(2), 133-144.