

RANCANG BANGUN MODEL KLASIFIKASI KANKER KULIT MENGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) VGG16

Alifia Mustika Sari

Program Studi Teknik Informatika, Universitas PGRI Madiun

email: alifia_2005101108@mhs.unipma.ac.id

Abstract: *The skin is the largest organ of the body, accounting for approximately 15% of an adult's total body weight. As the outermost layer of the body, the skin functions as the first line of defense against external stimuli, including injuries, pathogens, UV radiation exposure, and harmful chemicals, making it the most vulnerable yet vital part of the body in protecting it. The skin consists of three main layers: the outer layer (epidermis), the layer beneath the epidermis (dermis), and the deepest layer (hypodermis). Skin cancer is one of the most common types of cancer worldwide. In 2020, skin cancer accounted for approximately 1.5 million out of the total 9.9 million cancer deaths globally. The high mortality rate of skin cancer cases is due to patients seeking medical attention only after reaching the late stages, making treatment less optimal and often resulting in death. Skin cancer can be cured with proper treatment. The data used comes from the Harvard Dataverse, consisting of five labels: mel, nv, bcc, akiec, dan bkl. Convolutional Neural Networks (CNN) are used for the early detection of these five types of skin cancer. The model is built with the VGG-16 architecture using the RMSProp optimizer. Test results indicate that VGG-16 with the RMSProp optimizer needs improvement in accuracy, as it only achieved an accuracy, precision, recall, and F1-score of 61.56%, 63.67%, 61.56%, and 62.07% respectively, indicating that the model can correctly classify 13 out of 15 test data for the five types of skin cancer.*

Keywords: *skin cancer, convolutional neural network, vgg16, android*

Abstrak: Kulit adalah organ tubuh terbesar yang menyumbang sekitar 15% dari total berat badan orang dewasa. Sebagai lapisan terluar tubuh, kulit berfungsi sebagai garis pertahanan pertama terhadap rangsangan eksternal, termasuk cedera, patogen, paparan radiasi UV, dan bahan kimia yang merusak, menjadikannya bagian tubuh yang paling rentan namun vital dalam melindungi tubuh. Kulit terdiri dari tiga lapisan utama yaitu lapisan kulit terluar (epidermis), lapisan kulit dibawah epidermis (lapisan dermis), lapisan kulit terdalam (hipodermis). Kanker kulit adalah salah satu jenis kanker yang paling umum terjadi di dunia. Pada tahun 2020, kanker kulit menyumbang sekitar 1,5 juta dari total 9,9 juta kematian akibat kanker secara global. Tingginya angka kematian kasus kanker kulit diakibatkan penderita yang memeriksakan diri setelah memasuki tahap stadium akhir sehingga penanganan menjadi kurang optimal dan berakhir kematian. Kanker kulit dapat disembuhkan dengan penanganan yang tepat. Data yang digunakan berasal dari Harvard Dataverse yang terdiri dari lima label yaitu mel, nv, bcc, akiec, dan bkl. *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan dalam pendeteksian dini lima jenis kanker kulit. Model dibangun dengan arsitektur VGG-16 dengan fungsi *optimizer* RMSProp. Hasil pengujian menunjukkan VGG-16 dengan *optimizer* RMSProp perlu dilakukan perbaikan dalam peningkatan akurasi dikarenakan hanya mendapatkan berturut-turut *accuracy*, presisi, *recall*, dan *f1-score* sebesar 61,56%, 63,67%, 61,56%, dan 62,07% yang menandakan bahwa model cukup mampu untuk dapat melakukan klasifikasi lima jenis kanker kulit pada 13 dari 15 data uji dengan benar.

Kata kunci: *kanker kulit, convolutional neural network, vgg16, android*

Pendahuluan

Perkembangan teknologi dan ilmu pengetahuan digital saat ini telah membawa dampak besar dalam berbagai aspek kehidupan terutama di bidang kesehatan. Teknologi medis saat ini terus mengalami perkembangan yang pesat membawa inovasi-inovasi yang dapat mengubah cara pendeteksian suatu penyakit dengan memanfaatkan penggunaan *smartphone*. Tren penggunaan *smartphone* di Indonesia tercatat mencapai 167 juta atau 89% total penduduk Indonesia dari kalangan muda hingga lanjut usia (GoodStats, 2022).

Kulit adalah organ terbesar dalam tubuh yang mana organ ini menyumbang sekitar 15% dari total berat badan pada orang dewasa dan sebagai lapisan terluar tubuh, kulit merupakan garis pertahanan

pertama terhadap rangsangan eksternal sehingga menjadikannya bagian tubuh paling rentan terhadap cedera (Zidarić dkk., 2023). Selain itu, kulit juga berperan penting sebagai penghalang awal terhadap patogen, paparan radiasi yang dipancarkan oleh sinar ultraviolet (UV), dan bahan kimia yang dapat merusak kulit tubuh (Yousef dkk., 2024).

Kasus kematian penyakit kanker kulit telah menyumbang sebanyak 1,5 juta dari 9,9 juta kasus kematian yang disebabkan oleh penyakit kanker secara global pada tahun 2020 (Tarisa dkk., 2022). Wakil Menteri Kesehatan Prof. dr. Dante Saksono Harbuwono mengatakan bahwa tingginya angka kematian terhadap kasus kanker di Indonesia dikarenakan 70% penderita memeriksakan diri ketika telah memasuki tahap stadium akhir akibatnya penderita tidak mendapatkan penanganan yang optimal yang berakhir pada kematian (KemenKes, 2023). Adapun beberapa penelitian terdahulu yang dapat dijadikan bahan perbandingan dan referensi dalam penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan model VGG-16 pada aplikasi *mobile android* untuk mendeteksi kanker kulit berbasis *android* antara lain:

Penelitian terkait dengan sistem klasifikasi citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) diantaranya dilakukan oleh Umam Wiranda (2024) untuk mendeteksi mata katarak sejak dini. Dimana penelitian ini memperoleh hasil akurasi pengujian terbaik mencapai 93%. Hal ini menunjukkan bahwa hasil klasifikasi citra mata katarak dengan CNN dikatakan cukup baik. Hasil tersebut dapat menjadi indikasi pengembangan sistem deteksi penyakit mata katarak berbasis *mobile* sebagai solusi untuk memudahkan masyarakat dalam mencegah dan melakukan penanganan dini katarak. Perbedaan penelitian yang dilakukan oleh Umam Wiranda dengan penelitian ini yaitu terdapat pada pokok pembahasan penelitian yang akan dilakukan yaitu tentang deteksi kanker kulit. Penelitian yang dilakukan oleh Sa'idah dkk. (2022) yaitu mengklasifikasikan kanker kulit menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Hasil yang didapatkan yaitu akurasi yang mencapai 97,73% dan *loss* 1,7063. Penelitian ini berfokus pada 2 kelas saja yaitu *benign* dan *malignant*. Penelitian Sa'idah dkk hanya sampai pada hasil akurasi dari klasifikasi sehingga disarankan untuk penelitian selanjutnya melakukan implementasi sistem ke dalam sebuah aplikasi dan menggunakan metode *deep learning* lainnya. Perbedaan penelitian terdapat pada arsitektur CNN yaitu arsitektur GoogLeNet sedangkan pada penelitian ini menggunakan arsitektur VGGNet. Selain itu, penelitian ini memiliki 5 kelas untuk diklasifikasikan.

Terdapat penelitian yang menggunakan metode serupa yaitu penelitian yang dilakukan oleh Yohannes & Al Rivan (2022) mengklasifikasikan citra jenis kanker kulit hanya memperoleh akurasi sebesar 65,33%. Perbedaan penelitian Yohannes & Al Rivan dengan penelitian ini yaitu penelitian Yohannes & Al Rivan menggunakan arsitektur VGG19 sedangkan penelitian ini menggunakan VGG16. Penelitian lain yang dilakukan oleh Palupi Rini dkk. (2024) menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG16 untuk klasifikasi kanker payudara. Perbedaan antara penelitian Palupi Rini dkk. dengan penelitian ini yaitu terdapat pada topik pembahasan. Dimana topik pembahasan ini membahas tentang kanker payudara hingga hasil akurasi klasifikasi. Sedangkan pada penelitian ini akan melakukan implementasi dalam bentuk aplikasi.

Berdasarkan uraian penjelasan diatas maka penelitian ini akan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG16 untuk melakukan klasifikasi gambar kanker kulit dengan menguji 5 kelas kanker kulit yaitu *actinic keratoses*, *basal cell carcinoma*, *benign keratosis*, *melanocytic nevi*, dan *melanoma*. Dengan *dataset* yang berjumlah 1600 gambar sehingga memungkinkan untuk dapat melakukan diagnosa penyakit kanker kulit lebih tepat dan akurat yang kemudian akan dilakukan implementasi sistem ke dalam aplikasi *mobile android*.

Metode

Deep Learning

Deep learning merupakan bagian dari pembelajaran mesin dimana algoritmanya terinspirasi dari struktur otak manusia yang memiliki banyak neuron yang saling terhubung, struktur ini disebut dengan *Artificial Neural Network* (ANN). Jaringan syaraf tiruan ini memiliki lebih dari tiga lapisan ANN sehingga memungkinkan model mampu memahami dan beradaptasi dataset yang besar serta menyelesaikan berbagai permasalahan kompleks yang sulit diselesaikan oleh algoritma pembelajaran mesin lainnya (Raup dkk., 2022).

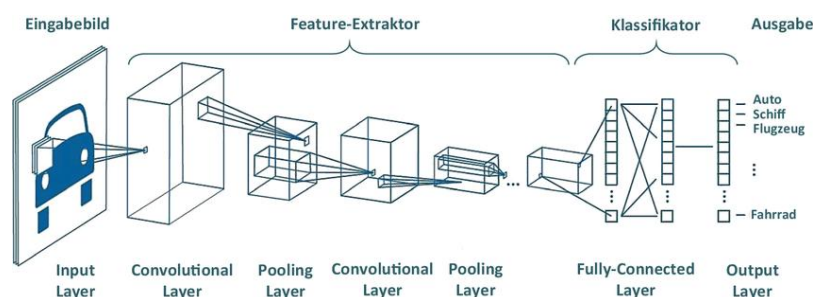
Deep Learning adalah pengembangan dari jaringan saraf tradisional yang memiliki kinerja jauh lebih baik dibandingkan dengan versi sebelumnya. *Deep Learning* menggunakan transformasi dan teknologi grafis secara bersamaan untuk membangun model pembelajaran dengan banyak lapisan. Teknik-teknik terbaru dalam *Deep Learning* telah menunjukkan kinerja yang sangat baik di berbagai aplikasi, seperti pemrosesan audio dan suara, pemrosesan data visual, dan pemrosesan bahasa alami (NLP), serta aplikasi lainnya. (Alzubaidi dkk., 2021).

Dalam pembelajaran mesin, terdapat teknik yang berguna untuk mengekstraksi fitur dari data training serta algoritma pembelajaran yang khusus untuk pengklasifikasian citra. Dengan menambahkan lebih banyak lapisan, model pembelajaran dapat merepresentasikan data citra berlabel dengan lebih baik. Meskipun metode ini memiliki beberapa kelemahan dalam hal kecepatan dan akurasi, konsep ini memungkinkan komputer untuk belajar dengan kecepatan dan skala yang lebih besar. Dalam konteks aplikasi, hal ini berarti kemampuan untuk mengatasi masalah yang lebih kompleks dan memanfaatkan data yang lebih besar (Silalahi, 2020).

Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang teruji dan telah terbukti sangat efektif dalam pengklasifikasian gambar. Dalam CNN ini sendiri terdapat operasi konvolusi yang memungkinkan ekstraksi fitur dari gambar secara otomatis, sehingga memudahkan pengenalan pola dan klasifikasi gambar. Teknik ini meningkatkan efisiensi pembelajaran mesin dalam pengolahan citra (Arsal dkk., 2020). *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah jaringan saraf dalam yang memanfaatkan kekuatan komputasi yang luar biasa dan kumpulan data yang sangat besar yang tersedia di banyak bidang saat ini. Selain itu, CNN menghilangkan kebutuhan untuk secara eksplisit mendefinisikan variabel independen (*input*) mana yang harus dimasukkan atau dipilih untuk analisis, karena mereka mengoptimalkan proses *end-to-end* yang lengkap untuk memetakan sampel data ke keluaran yang konsisten dengan kumpulan data berlabel besar yang digunakan untuk melatih jaringan saraf dalam (Montesinos López dkk., 2022).

Pada CNN, operasi konvolusi menggabungkan beberapa lapisan pada saat pemrosesan dimana tiap neuronnya direpresentasikan dalam bentuk dua dimensi sehingga memungkinkan metode ini cocok digunakan dalam pemrosesan dengan *input*-an berupa data citra (Hamsy Romario dkk., 2020). Konsep *Convolutional Neural Network* (CNN) menurut Zschech dkk. (2021) dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Konsep *Convolutional Neural Network* (CNN)

Berdasarkan Gambar 1 *Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki 4 lapisan antara lain lapisan konvolusi (*convolution layer*), lapisan *pooling* (*pooling layer*), lapisan sepenuhnya terhubung (*fully connected layer*), dan lapisan nonlinearitas (*nonlinearity layer*) (Purwono dkk., 2022).

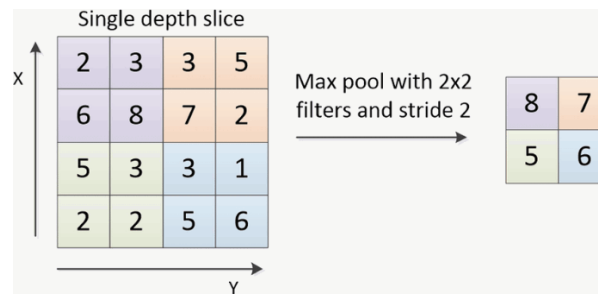
VGG16

VGG16 merupakan arsitektur jaringan syaraf konvolusional (CNN) yang diusulkan oleh Karen Simonyan dan Andrew Zisserman dari Visual Geometry Group (VGG) yang ada di Universitas Oxford. VGG sendiri memiliki beberapa macam tergantung pada jumlah lapisan konvolusionalnya. Arsitektur VGG yang paling sering ditemui yaitu VGG-16 dan VGG-19 (Naqvi dkk., 2023).

Lapisan Subsampling

Subsampling adalah proses pengurangan ukuran matriks atau data citra yang berguna untuk meningkatkan invariansi posisi fitur. Sebagian besar metode *pooling* yang digunakan pada CNN adalah *max pooling*. Proses ini membagi *output* dari lapisan konvolusi menjadi beberapa grid kecil, yang kemudian setiap grid akan diambil nilai maksimumnya untuk membentuk matriks citra yang direduksi

(Nelson, 2023). Berikut ini ilustrasi operasi *max pooling* dari Qiu dkk. (2021) dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Operasi Max Pooling

Fungsi Aktivasi ReLU

Rectification Linear Unit (ReLU) merupakan fungsi aktivasi pada jaringan syaraf tiruan yang bertindak sebagai operasi *thresholding* yang bertujuan untuk memastikan bahwa hasil dari konvolusi berada dalam domain positif (Nelson, 2023). Fungsi aktivasi ReLU didefinisikan sebagai berikut.

$$f(x) = \max(x, 0) \tag{1}$$

Fungsi Aktivasi Softmax

Softmax adalah fungsi yang diterapkan pada lapisan terakhir dari jaringan saraf, terutama dalam masalah klasifikasi. Berbeda dengan ReLU, sigmoid, atau tanh, softmax lebih sering digunakan untuk menghasilkan distribusi probabilitas. Fungsi ini mengubah vektor bilangan real menjadi probabilitas, dengan setiap nilai *output* berada antara 0 dan 1, dan total semua probabilitas ini sama dengan 1. Dengan kata lain, *softmax* membantu menentukan seberapa besar kemungkinan setiap kelas sebagai hasil akhir dari prediksi model (Pardede & Putra, 2020). Fungsi aktivasi *Softmax* didefinisikan sebagai berikut.

$$S(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_j e^{y_j}} \tag{2}$$

Dropout

Dropout adalah teknik yang digunakan dalam jaringan syaraf untuk mengurangi resiko *overfitting*. *Overfitting* sendiri terjadi ketika model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih sehingga berdampak pada performa model menurun pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Selain itu, *dropout* dapat mempercepat proses pelatihan dengan cara memilih secara acak dan mengurangi neuron-neuron yang tidak tergunakan lagi (Guntoro dkk., 2022).

Kaggle Notebooks

Kaggle notebooks merupakan lingkungan komputasi yang memiliki versi berbeda-beda, berbasis pada kontainer Docker yang dijalankan di mesin *cloud*, yang memungkinkan untuk menulis dan menjalankan *script coding* dan *notebook* dalam bahasa R dan Python. Kelebihan yang dimiliki Kaggle notebooks antara lain terintegrasi dengan lingkungan Kaggle (dapat menyimpan hasil kerja di Kaggle), dilengkapi dengan segala kebutuhan untuk keperluan *data science*, diperbolehkan melakukan sedikit kostumisasi seperti mengunduh file dan memasang paket tambahan (Banachewicz & Massaron, 2022).

Metode Pengembangan Sistem

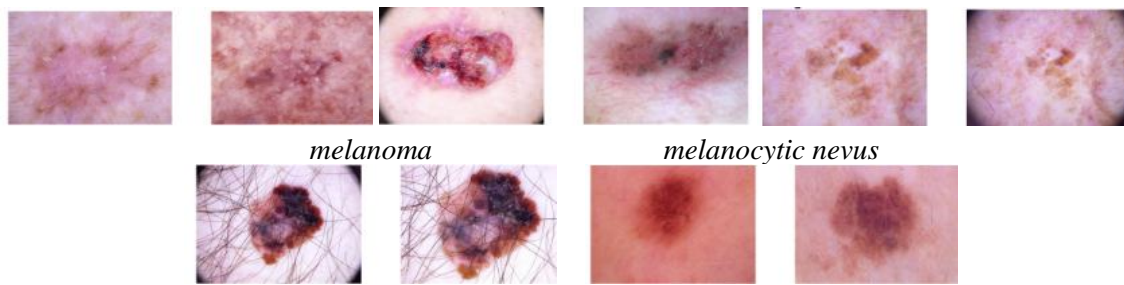
Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data dalam penelitian ini, data citra diambil dari situs Kaggle dengan tautan <https://www.kaggle.com/datasets/kmader/skin-cancer-mnist-ham10000>. Sumber asli data citra ini adalah *Harvard Dataverse* yang bersifat publik. *Dataset* tersebut berisi gambar kanker kulit yang akan digunakan untuk proses klasifikasi. Dalam penelitian ini, *dataset* yang digunakan terdiri dari 1600 gambar kanker kulit yang terbagi dalam lima klasifikasi, yaitu *melanoma* (mel), *melanocytic nevus* (nv), *basal cell carcinoma* (bcc), *actinic keratosis* (akiec), dan *benign keratosis-like lesions* (bkl) yang dapat dilihat pada Gambar 3.

actinic keratosis

basal cell carcinoma

benign keratosis-like lessions



Gambar 3. Citra Jenis Kanker Kulit

Perancangan

Pada tahapan perancangan ini, dilakukan *preprocessing* dimana tahapan ini dibutuhkan untuk melakukan penelitian. Dimulai dengan membagi *dataset* menjadi tiga bagian yaitu *dataset* untuk data *training*, *data validation* dan *data testing*. *Dataset* yang digunakan sebanyak 320 citra per jenis kanker kulit, yang kemudian dibagi menjadi 1190 citra untuk data *training*, 150 citra untuk data *validation*, dan 320 citra untuk data *testing* (70:10:20). Pada *preprocessing resize*, citra asli yang memiliki ukuran 600 x 450 piksel dilakukan *resize* menjadi ukuran 150 x 150 piksel. Selain *resize*, untuk menghilangkan *noise* yang mengganggu pada piksel dimana terdapat kehadiran rambut pada citra lesi kulit dapat mengganggu analisis citra lesi kulit sehingga perlu menggunakan metode *dull razor filtering*.

Pada bagian *training*, metode yang digunakan adalah CNN dimana CNN akan melakukan ekstraksi fitur citra kanker kulit dengan arsitektur VGG-16. VGG-16 atau Visual Geometry Group 16 merupakan model *Convolutional Neural Network*. VGG-16 adalah arsitektur hasil dari penyempurnaan AlexNet. Arsitektur AlexNet menggunakan ukuran kernel yang besar sedangkan VGG-16 menggunakan ukuran kernel yang lebih kecil yaitu 3 x 3. Arsitektur VGG-16 sendiri memiliki 16 *layer* yang terdiri atas 13 *convolutional layer* dan 3 *fully connected layer* dan memiliki 138 juta parameter (Orlando & Al Rivan, 2023).

Pengkodean dan Evaluasi Model

Coding atau pengkodean merupakan tahapan membangun model *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur jaringan VGG-16 menggunakan pustaka Keras. Bahasa python adalah bahasa pemrograman yang dipakai. Tensorflow lite sebagai *library* untuk merancang model klasifikasi serta *Kaggle notebooks* sebagai media untuk menjalankan. Sedangkan pada tahapan selanjutnya yakni evaluasi model yang telah dilatih kemudian akan dilakukan evaluasi model. Evaluasi performa model dilakukan pada data yang berbeda dari data latih dan validasi untuk menguji seberapa baik model dalam mengklasifikasi gambar. Metode evaluasi yang digunakan adalah metode *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan salah satu *tools* analitik prediktif yang dapat digunakan untuk menghasilkan metrik evaluasi seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *f1-score*. Secara matematis, akurasi dapat dihitung menggunakan persamaan 2.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

Kemudian untuk menghitung presisi dapat menggunakan persamaan 3.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

Untuk melakukan perhitungan *recall* dapat menggunakan persamaan 4.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

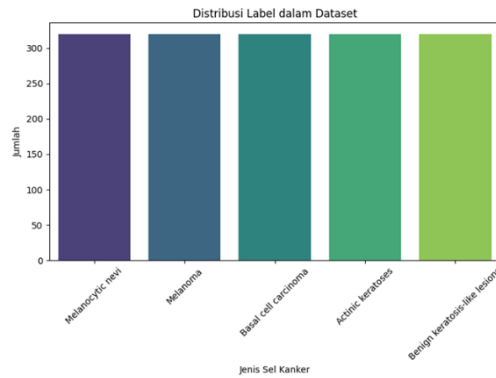
Sedangkan untuk melakukan perhitungan *f1-score* dapat menggunakan persamaan 5.

$$F1\ Score = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall+Precision} \quad (5)$$

Hasil Dan Pembahasan

Preprocessing

Tahapan *preprocessing* merupakan proses mengolah data sebelum nantinya data akan digunakan untuk proses pelatihan pada data citra lesi kulit. Tahapan ini juga dapat mengatasi terjadinya *overfitting* saat model yang dilatih dengan menentukan jumlah sampel tiap label yaitu 320 citra yang mana distribusi label setelah dilakukan penentuan jumlah sampel itu dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Distribusi Dalam Dataset

Setelah dilakukan penyeimbangan jumlah sampel tiap label, jumlah keseluruhan data menjadi sebanyak 1600 data. Pelabelan pada penelitian ini membutuhkan metadata dalam bentuk .csv yang berisikan daftar informasi tiap lesi kulit yang mana image_id diperlukan untuk mencari dimana path data citra dengan format .jpg dan disertakan label lesi kulit tiap data citra yang dapat dilihat pada Gambar 5.

	lesion_id	image_id	dx	dx_type	age	sex	localization	cell_type	cell_type_idx
0	HAM_0006518	ISIC_0027618	nv	follow_up	35.0	male	back	Melanocytic nevi	3
1	HAM_0004666	ISIC_0029165	nv	follow_up	55.0	male	upper extremity	Melanocytic nevi	3
2	HAM_0006455	ISIC_0029690	nv	follow_up	50.0	male	lower extremity	Melanocytic nevi	3
3	HAM_0003653	ISIC_0030139	nv	histo	45.0	male	back	Melanocytic nevi	3
4	HAM_0001330	ISIC_0026818	nv	histo	20.0	female	abdomen	Melanocytic nevi	3
...
1852	HAM_0000643	ISIC_0029731	bkl	consensus	75.0	male	face	Benign keratosis-like lesions	2
1853	HAM_0003476	ISIC_0029603	bkl	histo	70.0	male	lower extremity	Benign keratosis-like lesions	2
1854	HAM_0001721	ISIC_0024947	bkl	histo	40.0	male	face	Benign keratosis-like lesions	2
1855	HAM_0005749	ISIC_0032843	bkl	consensus	85.0	male	back	Benign keratosis-like lesions	2
1856	HAM_0004768	ISIC_0027559	bkl	consensus	35.0	female	face	Benign keratosis-like lesions	2

1600 rows x 9 columns

Gambar 5. Daftar Informasi Tiap Citra Lesi Kulit

Struktur CNN

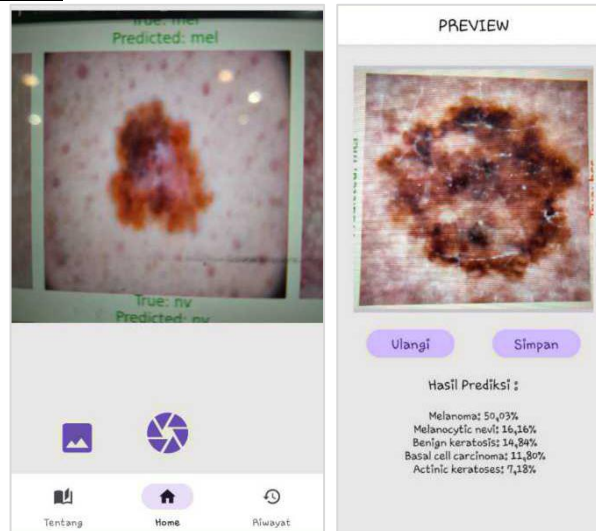
Pada tahap ini, arsitektur CNN dirancang untuk digunakan dalam penelitian ini dengan mengkonfigurasi parameter-parameter tertentu. Parameter-parameter tersebut mencakup lima lapisan konvolusi (Conv2D), lima lapisan pooling (MaxPooling2D) yang ditempatkan setelah lapisan konvolusi (Conv2D), satu lapisan global average pooling, tiga lapisan dense, dan satu lapisan dropout. Fungsi aktivasi yang diterapkan pada arsitektur ini adalah ReLu dan Softmax.. Model summary yang digunakan pada arsitektur ini dapat dilihat pada Gambar 6.

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_layer (InputLayer)	(None, 150, 150, 3)	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 150, 150, 64)	17,792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 150, 150, 64)	36,928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 75, 75, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 75, 75, 128)	73,856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 75, 75, 128)	147,584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 37, 37, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 37, 37, 256)	295,168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 37, 37, 256)	590,880
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 37, 37, 256)	590,880
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 18, 18, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 18, 18, 512)	1,180,160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 18, 18, 512)	2,359,888
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 18, 18, 512)	2,359,888
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 9, 9, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 9, 9, 512)	2,359,888
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 9, 9, 512)	2,359,888
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 9, 9, 512)	2,359,888
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 512)	0
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 512)	0
dense (Dense)	(None, 64)	32,832
dropout (Dropout)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 10)	1,040
dense_2 (Dense)	(None, 5)	85

Total params: 14,740,645 (56.26 MB)
 Trainable params: 33,957 (132.64 KB)
 Non-trainable params: 14,714,688 (56.13 MB)

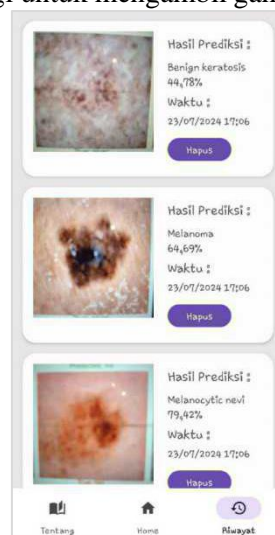
Gambar 6. Model Summary

Hasil Pengembangan Sistem



Gambar 6. Halaman Prediksi dan Hasil Prediksi

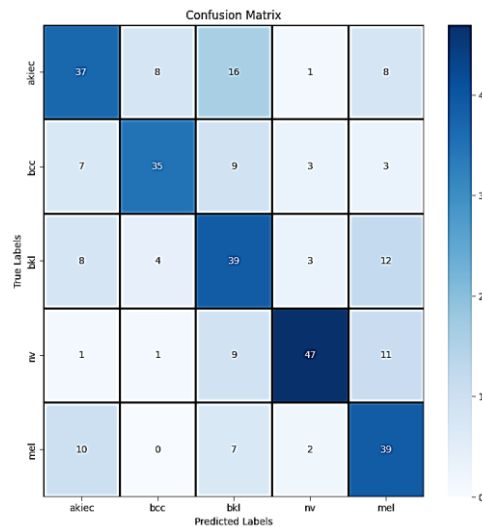
Pada Gambar 7 merupakan halaman prediksi dimana halaman ini memiliki kamera yang dapat mengambil gambar secara langsung dan juga dapat mengambil gambar dari penyimpanan lokal atau galeri. Pada halaman ini fitur kamera memiliki fitur pembesar dimana fitur ini dapat membuat gambar menjadi lebih besar dan lebih dekat. Selanjutnya pada tampilan halaman hasil prediksi dimana halaman ini memiliki halaman ini dapat menampilkan gambar yang telah diambil secara langsung dengan kamera dan penyimpanan lokal atau galeri. Hasil prediksi akan ditampilkan dibawah *textView* Hasil Prediksi seperti pada gambar diatas bahwa gambar yang diambil terdeteksi *Melanoma* dengan 50,03%. Setelah melihat hasil prediksi tersebut, pengguna dapat mengklik *button* simpan untuk menyimpan hasil prediksi ini di halaman riwayat. Apabila pengguna merasa pengambilan gambar kurang sesuai, pengguna dapat mengklik *button* ulangi untuk mengambil gambar lagi.



Gambar 8. Halaman Riwayat

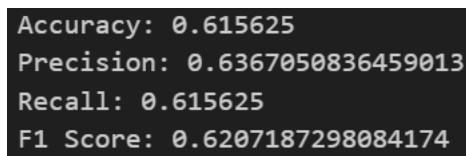
Pada Gambar 8 merupakan tampilan halaman riwayat hasil prediksi dimana halaman ini dapat menampilkan hasil prediksi dari gambar yang telah diambil secara langsung dengan kamera atau penyimpanan lokal atau galeri. Riwayat hasil prediksi ini mencakup label prediksi disertai dengan persentase label. Selain itu, juga terdapat waktu pengambilan gambar yang telah diambil secara langsung dengan kamera atau penyimpanan lokal atau galeri yang berguna untuk memantau perkembangan kanker kulit secara berkala.

Hasil Pengujian Sistem



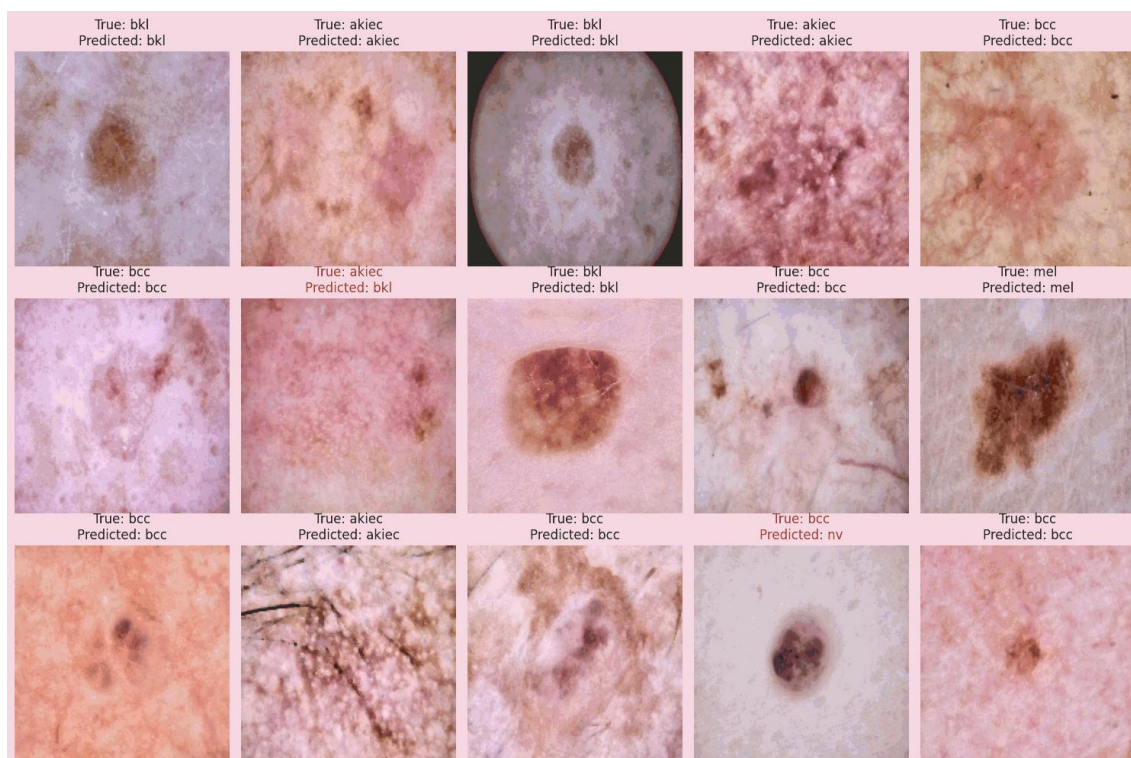
Gambar 7 Confusion Matrix

Terlihat pada Gambar 10 menunjukkan *confusion matrix* yang memiliki dimensi 5x5 dengan 5 kelas memiliki diagonal utama yaitu dari pojok kiri atas sampai pojok kanan bawah yang menunjukkan jumlah prediksi benar sementara di luar diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang salah. Dalam matriks ini, setiap angka pada diagonal (37, 35, 39, 47, 39) menunjukkan berapa kali model memprediksi dengan benar masing-masing kelas (akiec, bcc, bkl, nv, dan mel). Angka-angka ini penting karena menunjukkan seberapa baik model dalam mengenali setiap kelas yang benar-benar ada dalam *dataset*. Elemen non-diagonal pada setiap baris menunjukkan seberapa sering model salah dalam mengidentifikasi kelas tertentu, memberikan gambaran tentang kinerja model dalam mendeteksi setiap kelas dengan benar. Elemen non-diagonal pada setiap kolom menunjukkan seberapa sering model salah memprediksi kelas tertentu, memberikan gambaran tentang kinerja model dalam mengidentifikasi kelas yang seharusnya tidak ada. Model memiliki tingkat kesalahan yang cukup tinggi pada beberapa kelas, terutama untuk bkl yang sering salah diklasifikasikan sebagai akiec atau mel. Untuk menguji seberapa baik model dalam mengklasifikasi gambar perlu dilakukan evaluasi performa model dengan menggunakan metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Penggunaan metrik akurasi dikatakan masih relevan dikarenakan dalam kasus ini jumlah sampel untuk setiap kelas adalah sama (320 sampel per kelas). *Precision*, *recall*, dan *f1-score* tetap penting karena memberikan informasi lebih mendetail tentang performa model dalam mengidentifikasi setiap kelas, terlepas dari distribusi kelas. Hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dapat dilihat pada Gambar 11.



Gambar 8 Hasil *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *f1-score*

Berdasarkan Gambar 11 terdapat akurasi menunjukkan persentase dari seluruh prediksi yang benar. Dengan nilai akurasi 61.56%, ini berarti model berhasil mengklasifikasikan sekitar 61.56% dari seluruh sampel dengan benar. Nilai presisi 63.67% menunjukkan bahwa dari semua prediksi positif, 63.67% adalah benar-benar positif. Nilai *recall* 61.56% menunjukkan bahwa dari semua *instance* positif, model berhasil menemukan 61.56% dari mereka. Nilai *f1-score* 62.07% menunjukkan keseimbangan antara presisi dan *recall* yang dicapai oleh model. Secara keseluruhan, model memiliki performa yang cukup baik dengan akurasi sekitar 61.56%. Namun, terdapat tantangan dalam mengklasifikasikan beberapa kelas tertentu dengan tepat, terutama akiec dan mel. Model cenderung membuat kesalahan dalam mengklasifikasikan kelas mel sebagai akiec dan bkl. *f1-score* menunjukkan keseimbangan yang lumayan tinggi antara presisi dan *recall*. Hal tersebut dibuktikan pada pengujian model yang dilakukan pada *dataset* citra yang berbeda dari yang digunakan untuk data latih dan validasi untuk menguji seberapa baik model dalam mengklasifikasi gambar yang dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 9 Pengujian Model dengan Membandingkan Hasil Prediksi dengan Label Sebenarnya

Pada Gambar 12 terdapat 15 data gambar yang telah dilakukan pengujian. Dapat dilihat bahwa terdapat 2 dari 15 percobaan dengan prediksi yang salah. Berdasarkan percobaan tersebut maka dapat disimpulkan bahwa model ini masih perlu untuk dilakukan perbaikan dikarenakan beberapa gambar masih terprediksi salah yang mana label sebenarnya adalah bcc namun model memprediksi sebagai nv.

Simpulan

Model yang dikembangkan menggunakan CNN dengan arsitektur VGG-16 menghasilkan hasil yang cukup baik namun masih perlu dilakukan perbaikan untuk meningkatkan akurasi. Hasil evaluasi model pada data uji menunjukkan performa yang lumayan optimal dengan semua metrik evaluasi mencapai nilai maksimal. *Accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* diperoleh berturut-turut sebesar 61,56%, 63,67%, 61,56%, dan 62,07% yang menandakan bahwa model cukup mampu untuk dapat melakukan klasifikasi pada 13 dari 15 data uji dengan benar.

Daftar Pustaka

- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
- Arsal, M., Agus Wardijono, B., & Anggraini, D. (2020). Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning Dengan Metode CNN. *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, 6(1), 55–63. <https://doi.org/10.25077/tekno.v6i1.2020.55-63>
- Banachewicz, K., & Massaron, L. (2022). *The Kaggle Book: Data analysis and machine learning for competitive data science*. Packt. https://books.google.co.id/books?id=GAVsEAAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=id&source=gs_ge_summary_r&cad=0#v=onepage&q&f=false
- GoodStats. (2022, November 5). Mengulik Perkembangan Penggunaan Smartphone di Indonesia. *GoodStats*. <https://goodstats.id/article/mengulik-perkembangan-penggunaan-smartphone-di-indonesia-sT2LA>

- Guntoro, I., Midyanti, D. M., & Hidayati, R. (2022). Penerapan Dropout pada Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Dalam Mengklasifikasi Tingkat Fine Fuel Moisture Code (FFMC) Untuk Kebakaran Hutan Dan Lahan. *Jurnal Komputer dan Aplikasi*, 10(1), 114–123.
- Hamsy Romario, M., Ihsanto, E., & Maya Kadarina, T. (2020). Sistem Hitung Dan Klasifikasi Objek Dengan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Elektro, Universitas Mercu Buana*, 11(2), 108.
- KemenKes. (2023, Februari 8). Satuan Kata dan Langkah #CloseThe CareGap. *KemenKes*. https://yankes.kemkes.go.id/view_artikel/2118/
- Montesinos López, O. A., Montesinos López, A., & Crossa, J. (2022). Convolutional Neural Networks. Dalam *Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic Prediction* (hlm. 533–577). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-89010-0_13
- Naqvi, M., Gilani, S. Q., Syed, T., Marques, O., & Kim, H. C. (2023). Skin Cancer Detection Using Deep Learning—A Review. *Diagnostics*, 13(11). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13111911>
- Nelson, N. (2023). *Implementasi Siamese Convolutional Neural Network pada Citra Jerawat untuk Klasifikasi Jenis Jerawat* [Informatika, Universitas Multimedia Nusantara]. <https://kc.umn.ac.id/id/eprint/25550>
- Orlando, O., & Al Rivian, M. E. (2023). Klasifikasi Jenis kanker Kulit Manusia Menggunakan Convolution Neural Network. *MDP Student Conference*, 2(1), 144–150. <https://doi.org/10.35957/mdp-sc.v2i1.4335>
- Palupi Rini, D., Primanita, A., & Saputra, T. (2024). Klasifikasi Kanker Payudara Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur VGG-16. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON) Hal: 529–, 537(3)*. <https://doi.org/10.30865/json.v5i3.7553>
- Pardede, J., & Putra, D. A. L. (2020). Implementasi DenseNet Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 6(3). <http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v6i3.2814>
- Purwono, Ma'arif, A., Rahmانيar, W., Fathurrahman, H. I. K., Frisky, A. Z. K., & Haq, Q. M. U. (2022). Understanding of Convolutional Neural Network (CNN): A Review. *International Journal of Robotics and Control Systems*, 2(4), 739–748. <https://doi.org/10.31763/ijrcs.v2i4.888>
- Qiu, L., Zhang, D., & Tian, Y. (2021). Deep learning-based algorithm for vehicle detection in intelligent transportation systems. *The Journal of Supercomputing*, 4, 77–77. https://www.researchgate.net/publication/350168397_Deep_learning-based_algorithm_for_vehicle_detection_in_intelligent_transportation_systems
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. *JiIP (Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan)*, 5(9), 3258–3267. <https://www.jiip.stkipyapisdompu.ac.id/jiip/index.php/JiIP/article/view/805/776>
- Sa'idah, S., Putu, I., Nugraha Suparta, Y., & Suhartono, E. (2022). Modifikasi Convolutional Neural Network Arsitektur GoogLeNet dengan Dull Razor Filtering untuk Klasifikasi Kanker Kulit. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* /, 11(2). <https://pdfs.semanticscholar.org/58e6/afa17cae749c337b455c2435a8e292287856.pdf>
- Sa'idah, S., Putu, I., Nugraha Suparta, Y., & Suhartono, E. (2022b). Modifikasi Convolutional Neural Network Arsitektur GoogLeNet dengan Dull Razor Filtering untuk Klasifikasi Kanker Kulit. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* /, 11(2). <https://pdfs.semanticscholar.org/58e6/afa17cae749c337b455c2435a8e292287856.pdf>
- Silalahi, R. N. P. (2020). *Aplikasi Klasifikasi Deteksi Jenis Pisang Dan Kematangan Buah Pisang Berbasis Android* [Teknik Informatika, Universitas Komputer Indonesia]. <https://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/4134/>
- Tarisa, R. E. dwi, Rustam, R., & Elmatris. (2022). Hubungan Jenis Pekerjaan dengan Kanker Kulit di RSUP Dr. M. Djamil Padang Tahun 2015-2020. *Indonesian Journal of Health Science*, 3(1), 67–73. https://www.researchgate.net/publication/339699984_Studi_Retrospektif_Kanker_Kulit_di_Poli_klinik_Ilmu_Kesehatan_Kulit_dan_Kelamin_RS_Dr_M_Djamil_Padang_Periode_Tahun_2015-2017
- Umam Wiranda, C. (2024). Pengembangan Aplikasi Mobile Android untuk Deteksi Otomatis Mata Katarak Menggunakan CNN dan Tensorflow. *Jurnal Kendali Teknik dan Sains*, 2(3), 128–140. <https://doi.org/10.59581/jkts-widyakarya.v2i3.3722>

