

SENASTIKA Universitas Malikussaleh

DETEKSI KANKER KULIT MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Cantika Serenita¹, Fatih Dwi Laksana², Rizka Salsabila Nasution³, Munirul Ula⁴.

^{1,2,3,4}Teknik Informatika, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Aceh

Email : ¹cantika.210170056@mhs.unimal.ac.id , ²fatih.210170057@mhs.unimal.ac.id , ³rizka.210170054@mhs.unimal.ac.id , ⁴munirulula@unimal.ac.id .

Abstrak

Kanker kulit merupakan penyakit berbahaya yang terjadi akibat perubahan abnormal sel kulit, yang dapat menyebabkan penyebaran kanker ke organ lain. Deteksi dini kanker kulit sangat penting untuk meningkatkan peluang kesembuhan, namun metode konvensional seperti biopsi memerlukan waktu dan biaya yang besar. Dalam beberapa tahun terakhir, teknik berbasis deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) telah menunjukkan potensi besar dalam deteksi otomatis penyakit berbasis gambar medis. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dua arsitektur CNN, yaitu VGG16 dan ResNet50, dalam klasifikasi kanker kulit menggunakan dataset dari Kaggle. Dataset terdiri dari 2.967 gambar yang dibagi menjadi dua kategori: malignant dan benign. Proses penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan f1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model VGG16 mencapai akurasi sebesar 88,79%, sementara ResNet50 mencapai akurasi 86,97%. Meskipun VGG16 menunjukkan hasil yang lebih baik dalam akurasi, model ini rentan terhadap overfitting. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan sistem deteksi kanker kulit otomatis yang lebih cepat dan efisien, serta diharapkan dapat mendukung peningkatan diagnosis dini dan pengobatan kanker kulit.

Keywords : *Convolutional Neural Network (CNN), Kanker kulit, Klasifikasi gambar medis, ResNet50, VGG16*

1. PENDAHULUAN

Kanker kulit merupakan penyakit yang disebabkan oleh perubahan karakteristik sel penyusun kulit dari normal menjadi ganas. Hal ini menyebabkan sel membelah secara tidak terkendali dan merusak DNA, yang pada akhirnya merusak jaringan kulit serta meningkatkan risiko penyebaran kanker ke organ tubuh lainnya [1]. Mengingat kulit adalah organ yang terpapar langsung dengan sinar matahari, paparan berlebihan terhadap sinar UV yang berbahaya dapat memicu perkembangan kanker kulit. Penipisan lapisan ozon akibat perubahan lingkungan global, seperti efek global warming, telah menyebabkan peningkatan radiasi matahari, sehingga risiko kanker kulit juga semakin meningkat [2].

Di Indonesia, kanker kulit menempati urutan ketiga setelah kanker rahim dan kanker payudara, dengan prevalensi sebesar 5,9-7,8% dari semua jenis kanker setiap tahunnya. Beberapa faktor risiko utama adalah kulit putih, paparan matahari berlebihan, dan riwayat keluarga dengan kanker kulit [3]. Meskipun proses diagnosis umumnya dilakukan melalui biopsi dan pemeriksaan mikroskopis, teknik ini memerlukan waktu dan biaya yang signifikan [2]. Jika kanker kulit terlambat terdeteksi, tingkat kelangsungan hidup pasien hanya sekitar 14%, sedangkan deteksi dini dapat meningkatkan peluang hidup hingga lebih dari 99%[1]. Oleh karena itu, deteksi dini sangat penting untuk meningkatkan efektivitas pengobatan kanker kulit [4].

Berbagai teknik klasifikasi berbasis citra telah dikembangkan untuk mendukung deteksi kanker kulit, termasuk metode deep learning yang memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) [5]. CNN telah menunjukkan kemajuan signifikan dalam pengenalan gambar dan digunakan dalam deteksi dini penyakit berbasis citra medis [6]. CNN dapat mengotomatisasi klasifikasi gambar tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual, menjadikannya pilihan yang cepat dan akurat untuk klasifikasi kanker kulit[7]. Model VGG16 dan ResNet50 merupakan dua arsitektur CNN yang sering digunakan dan menunjukkan performa baik dalam pengenalan gambar

medis [8]. Pemilihan arsitektur VGG dan ResNet-50 didasarkan pada kemampuan ekstraksi fitur yang unggul, kinerja yang telah terbukti mutakhir, serta kesesuaiannya untuk penerapan transfer learning[9].

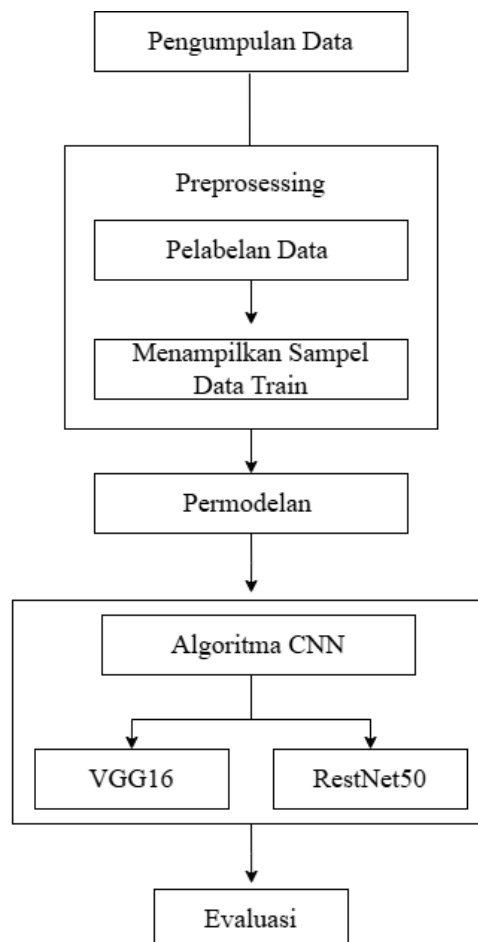
VGG16 adalah model dengan 16 lapisan konvolusi yang efektif untuk klasifikasi gambar [10]. ResNet50 menggunakan pendekatan skip connections yang memungkinkan jaringan belajar dari fitur yang lebih dalam tanpa mengalami degradasi performa [11]. RestNet adalah salah satu model yang paling mengesankan dan tidak rumit untuk tugas pengenalan gambar[12]. Dalam penelitian sebelumnya, ResNet50 dengan skema augmentasi data telah mencapai akurasi sebesar 83%. Meski demikian, untuk mencapai akurasi lebih tinggi hingga 90%, diperlukan peningkatan ukuran dataset melalui penggunaan dataset seperti ImageNet[13]. Penelitian ini akan mengeksplorasi perbandingan performa kedua arsitektur ini dalam mendukung klasifikasi kanker kulit.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa arsitektur VGG16 dan ResNet50 dalam klasifikasi kanker kulit menggunakan dataset ImageNet. Dengan menggunakan pendekatan deep learning berbasis CNN, penelitian ini diharapkan dapat menentukan arsitektur yang paling optimal dalam menghasilkan klasifikasi kanker kulit yang akurat dan efisien.

Penelitian ini penting karena memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi diagnosa otomatis berbasis AI yang lebih cepat dan akurat untuk deteksi dini kanker kulit. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu dalam mempercepat proses diagnosis dan pengobatan, serta mengurangi angka kematian akibat keterlambatan deteksi kanker. Selain itu, penelitian ini juga dapat menjadi acuan bagi pengembangan lebih lanjut aplikasi klinis yang menggunakan arsitektur CNN untuk mendukung deteksi dan klasifikasi penyakit berbasis gambar medis.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan untuk membandingkan algoritma CNN dengan mengevaluasi hasil akurasi dari arsitektur VGG16 dan RestNet50. Alur penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan data yang diperoleh dari situs Kaggle.com, yang merupakan salah satu platform populer untuk berbagi dataset. Data tersebut diambil dari halaman yang berfokus pada Skin Cancer ISIC, yang merupakan sumber dataset terkait kanker kulit. Dataset ini terdiri dari total 2.967 gambar, di mana gambar-gambar tersebut menggambarkan berbagai jenis kanker kulit dan telah dikelompokkan ke dalam 2 kategori atau kelas yang berbeda. Selanjutnya, data ini diproses secara mendalam dengan tujuan untuk melakukan klasifikasi jenis-jenis kanker kulit, sehingga dapat membantu dalam identifikasi dan diagnosis lebih lanjut. Melalui pengolahan data yang cermat, penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi dalam bidang kesehatan, khususnya dalam mendukung teknologi pengenalan gambar medis untuk mendeteksi kanker kulit secara otomatis.

2.2 Pre-processing

Tahap preprocessing sangat penting untuk memastikan data siap diproses oleh model, Tahapan selanjutnya adalah preprocessing, yaitu resizing, yang dilakukan untuk menyeragamkan ukuran citra[14]. Dua langkah yang krusial dalam preprocessing adalah pelabelan data dan menampilkan sampel data train. Pelabelan data adalah proses di mana setiap gambar dalam dataset dikategorikan sesuai dengan kelas atau jenis kanker kulit yang diidentifikasi. Dalam penelitian ini, dataset kanker kulit biasanya terdiri dari gambar yang mewakili beberapa jenis kanker kulit (misalnya, melanoma, basal cell carcinoma, actinic keratosis, dll.) dan gambar yang sehat. Setiap gambar diberikan label sesuai dengan kelasnya. Setelah data dilabeli, langkah penting selanjutnya dalam preprocessing adalah menampilkan sampel gambar dari dataset train. Langkah ini berguna untuk memeriksa apakah data telah dimuat dengan benar dan apakah label yang terkait dengan setiap gambar telah ditetapkan secara akurat.

2.3 Permodelan

Setelah proses preprocessing data selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah melatih model Convolutional Neural Network (CNN). Penilaian kinerja model akan menunjukkan kemampuannya untuk secara akurat mengidentifikasi penyakit secara keseluruhan[15]. Penelitian ini memanfaatkan teknik CNN dengan menerapkan dua arsitektur jaringan yang populer dan berbeda untuk mendapatkan hasil yang optimal, yaitu VGG16 dan ResNet50. VGG16 merupakan arsitektur yang dikenal sederhana namun efektif, dengan kedalaman 16 lapisan, yang dirancang untuk menghasilkan representasi fitur visual yang kaya. Sementara itu, ResNet50 adalah arsitektur yang lebih kompleks dengan 50 lapisan, yang mengatasi masalah vanishing gradient dan memungkinkan pelatihan jaringan lebih dalam dengan cara memanfaatkan residual connections.

2.4 Evaluasi

Pada tahap ini, model dievaluasi menggunakan data uji. Confusion matrix digunakan sebagai alat untuk mengukur kinerja klasifikasi kanker kulit, termasuk akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Hasil pengujian disajikan dalam bentuk tabel yang terstruktur sebagai confusion matrix. Perhitungan akurasi model dilakukan dengan membagi jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar oleh model dengan total data yang tersedia. Proses ini dapat dijelaskan melalui persamaan tertentu, yang juga dapat digunakan untuk menghitung akurasi, presisi, dan recall berdasarkan confusion matrix.

$$Akurasi = (TP+TN) / (TP+FP+FN+TN)$$

$$Recall = (TP) / (TP+FN)$$

$$Precision = (TP) / (TP+FP)$$

Keterangan:

TP (True Positif) = Jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai positif dan sesuai dengan kelas yang dimaksud.

TN (True Negatif) = Jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar sebagai negative untuk kelas yang dimaksud (tidak termasuk TP kelas itu).

FP (False Positif) = Jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai positif untuk kelas yang dimaksud (tidak termasuk TP kelas itu).

FN (False Negatif) = Jumlah data yang salah diklasifikasikan sebagai negative untuk kelas yang dimaksud (tidak termasuk dari baris dan kolom dari kelas tersebut).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset yang dipakai dalam penelitian ini adalah kumpulan data gambar yang diambil pada website Kaggle.

3.1 Pengumpulan Data

Tabel 1 Jenis Kanker yang di Teliti

No	Jenis Kanker Kulit	Jumlah Citra
1.	Malignant (Ganas)	1331
2.	Benign (Jinak)	1636

3.2

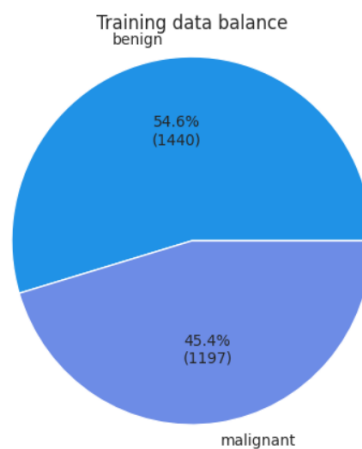
Tahap adalah langkah melanjutkan ke gambar. Pada tahap awal ini, dilakukan inisialisasi sebagaimana dijelaskan dalam Tabel 2.

Preprocessing preprocessing pertama sebelum pemrosesan

Tabel 2 Inisialisasi Hyperparameter

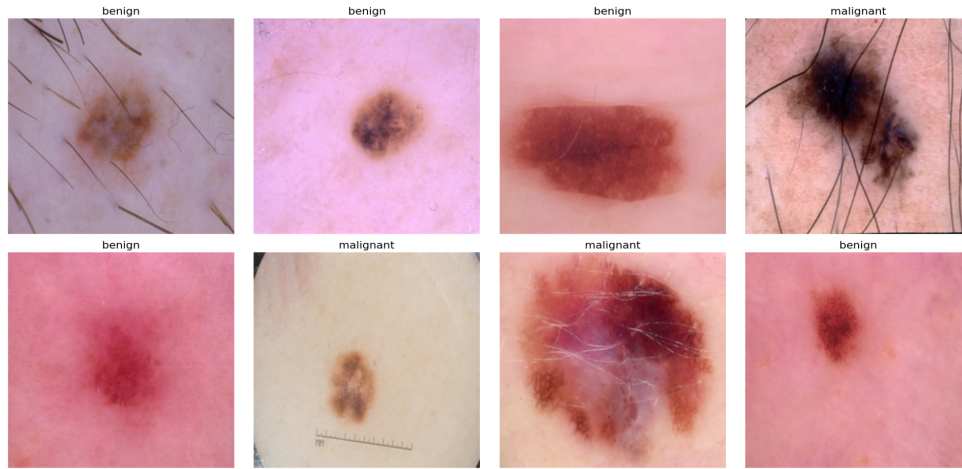
Model	Epoch	Learning Rate	Batch Size	Input Size
VGG16	15	0.0001	8	224 x 224 x 3
RestNet50	15	0.0001	8	224 x 224 x 3

Setelah proses inisialisasi selesai, langkah berikutnya adalah melakukan pemeriksaan terhadap data pelatihan untuk mengetahui apakah data tersebut seimbang atau tidak, guna menghindari bias pada data.



Gambar 2. Diagram Keseimbangan Data Pelatihan

Setelah selesai melakukan pemeriksaan terhadap data pelatihan, selanjutnya data training ditampilkan dalam bentuk gambar berikut ini :



Gambar 3. Contoh Gambar Data Pelatihan

3.3 Permodelan

Dalam penelitian ini terdapat 2.967 gambar kanker kulit yang terbagi menjadi dua bagian. Sebanyak 11% atau 328 gambar digunakan untuk data testing dan sebanyak 89% atau 2.637 gambar untuk data training. Setelah preprocessing dataset selesai, langkah berikutnya adalah merancang model yang akan digunakan. Pada penelitian ini, digunakan dua arsitektur model CNN, yaitu VGG16 dan ResNet50.

A. Perancangan model RestNet50

conv5_block2_add (Add)	(None, 7, 7, 2048)	0	conv5_block1_out[0][0... conv5_block2_3_bn[0][...
conv5_block2_out (Activation)	(None, 7, 7, 2048)	0	conv5_block2_add[0][0]
conv5_block3_1_conv (Conv2D)	(None, 7, 7, 512)	1,049,088	conv5_block2_out[0][0]
conv5_block3_1_bn (BatchNormalization)	(None, 7, 7, 512)	2,048	conv5_block3_1_conv[0...
conv5_block3_1_relu (Activation)	(None, 7, 7, 512)	0	conv5_block3_1_bn[0][...
conv5_block3_2_conv (Conv2D)	(None, 7, 7, 512)	2,359,808	conv5_block3_1_relu[0...
conv5_block3_2_bn (BatchNormalization)	(None, 7, 7, 512)	2,048	conv5_block3_2_conv[0...
conv5_block3_2_relu (Activation)	(None, 7, 7, 512)	0	conv5_block3_2_bn[0][...
conv5_block3_3_conv (Conv2D)	(None, 7, 7, 2048)	1,050,624	conv5_block3_2_relu[0...
conv5_block3_3_bn (BatchNormalization)	(None, 7, 7, 2048)	8,192	conv5_block3_3_conv[0...
conv5_block3_add (Add)	(None, 7, 7, 2048)	0	conv5_block2_out[0][0... conv5_block3_3_bn[0][...
conv5_block3_out (Activation)	(None, 7, 7, 2048)	0	conv5_block3_add[0][0]
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 2048)	0	conv5_block3_out[0][0]
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 2048)	8,192	global_average_poolin...
dense (Dense)	(None, 128)	262,272	batch_normalization[0...
dropout (Dropout)	(None, 128)	0	dense[0][0]
dense_1 (Dense)	(None, 32)	4,128	dropout[0][0]
dense_2 (Dense)	(None, 2)	66	dense_1[0][0]

Total params: 23,862,370 (91.03 MB)
 Trainable params: 4,736,226 (18.07 MB)
 Non-trainable params: 19,126,144 (72.96 MB)

Gambar 4. Perancangan Model RestNet50

Perancangan model ResNet50 dapat dilihat pada Gambar 4. model ini terdiri dari 181 layer. Yang mana ini termasuk dari semua jenis layer, mulai dari layer convolutional, batch normalization, activation, dan lain-lain. untuk parameter layer yang dapat dilatih dan tidak dapat dilatih berjumlah 23.862.370, dimana parameter yang dapat dilatih sebanyak 4.736.226 dan parameter yang tidak dapat dilatih terdapat 19.126.144 . pada layer awal model, terdapat inputan gambar dengan ukuran 224 x 224 x 3 (RGB image) tanpa parameter yang dilatih. secara keseluruhan layer awal dari arsitektur ResNet50 ini diikuti oleh banyak residual block yang dapat membantu menangani degradasi performa seiring bertambahnya kedalaman. fully connected (Dense) layer menghubungkan vektor hasil pooling ke output layer. dan untuk output akhir dari layer ini terdapat pada layer Dense_2 yang berukuran (none, 2), dimana “none” menunjukkan batch size yang bervariasi, dan “2” menunjukkan dua kelas output.

B. Perancangan Model VGG16

block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 112, 112, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128)	73,856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 112, 112, 128)	147,584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 56, 56, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	295,168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	590,080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 56, 56, 256)	590,080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512)	1,180,160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512)	2,359,808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 28, 28, 512)	2,359,808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2,359,808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2,359,808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 14, 14, 512)	2,359,808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 512)	0
global_max_pooling2d (GlobalMaxPooling2D)	(None, 512)	0
flatten (Flatten)	(None, 512)	0
dense_3 (Dense)	(None, 512)	262,656
dropout_1 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_4 (Dense)	(None, 256)	131,328
dense_5 (Dense)	(None, 128)	32,896
dense_6 (Dense)	(None, 32)	4,128
dense_7 (Dense)	(None, 2)	66

Total params: 15,145,762 (57.78 MB)
Trainable params: 7,510,498 (28.65 MB)
Non-trainable params: 7,635,264 (29.13 MB)

Gambar 5. Perancangan Model VGG16

Pada Gambar 5 merupakan perancangan model VGG16. Model ini terdiri dari 27 layer. Layer tersebut terdiri dari Convolutional Layers, Pooling Layers, Global Max pooling, Flatten Layer, Dense Layers dan Dropout Layer. Total jumlah keseluruhan parameter layer sebesar 15.145.762, dimana jumlah parameter terlatih sebanyak 7.510.498 dan parameter tidak terlatih sebesar 7.635.264 layers. Lapisan input (InputLayer) dalam model berfungsi untuk menerima data berupa gambar dengan dimensi 224x224 piksel dan 3 saluran warna (RGB). Bentuk output lapisan ini ditunjukkan sebagai (None, 224, 224, 3), di mana None menunjukkan ukuran batch yang dinamis. Lapisan ini tidak memiliki parameter yang dilatih, karena hanya berperan sebagai penerima data awal. Output akhir dari layer ini terdapat pada layer Dense_7 yang berukuran (none, 2), dimana “none” menunjukkan batch size yang bervariasi, dan “2” menunjukkan dua kelas output.

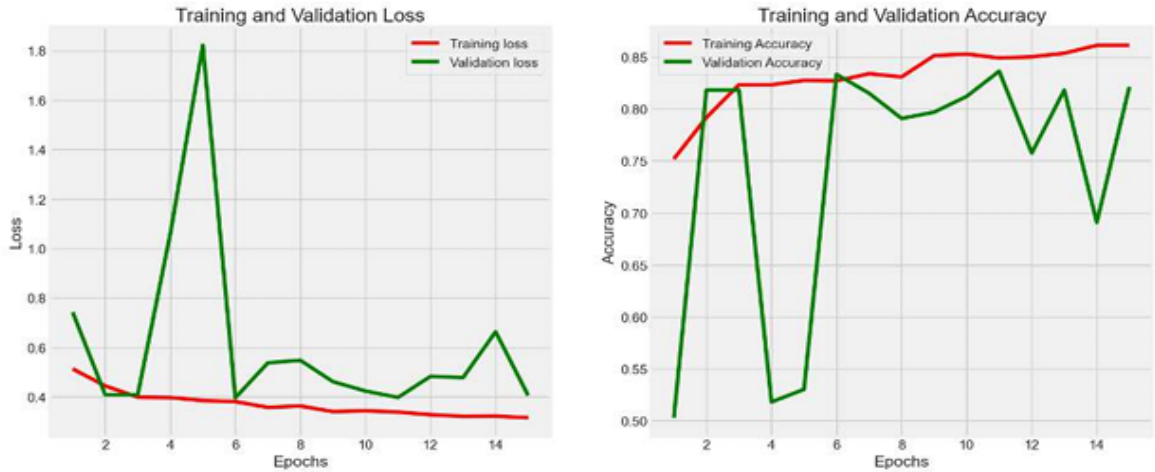
3.4 Evaluation

Pada tahap ini, evaluasi model dilakukan dengan melihat hasil dari nilai accuracy, precision, dan recall. Pengujian tingkat accuracy model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengukur seberapa baik model

dalam mengklasifikasikan jenis kanker kulit. Semakin tinggi nilai accuracy yang diperoleh, semakin baik kualitas model yang dikembangkan.

A. Accuracy

Model VGG16 dan RESNet50 menampilkan grafik akurasi data train dan data test pada gambar dibawah ini. dimana, digunakan jumlah iterasi sebanyak 15 Epoch untuk melatih model.



Gambar 6. Kurva Accuracy Model RestNet50

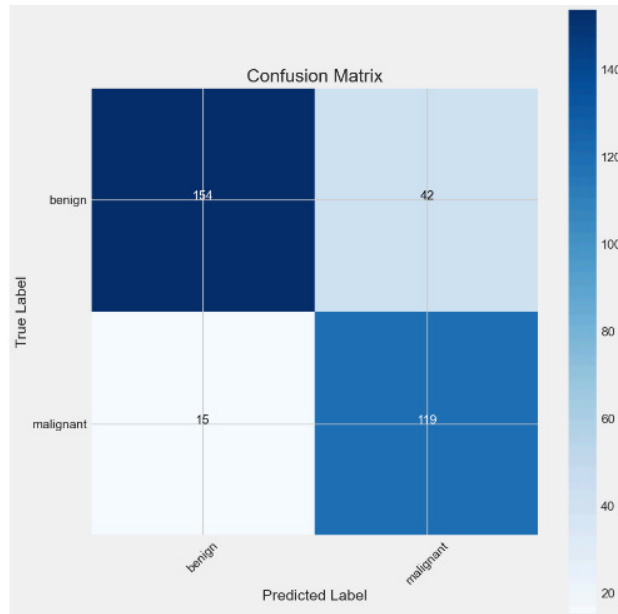
Gambar 6. Model RestNet berhasil mencapai akurasi sebesar 87% pada training accuracy, sedangkan validation accuracy mencapai nilai 82%



Gambar 7. Kurva Accuracy Model VGG16

Gambar 7. VGG16 Sedangkan model VGG16 berhasil mencapai akurasi sebesar 99% pada training accuracy, dan mencapai akurasi 86% pada validation accuracy.

B. Confusion Matrix



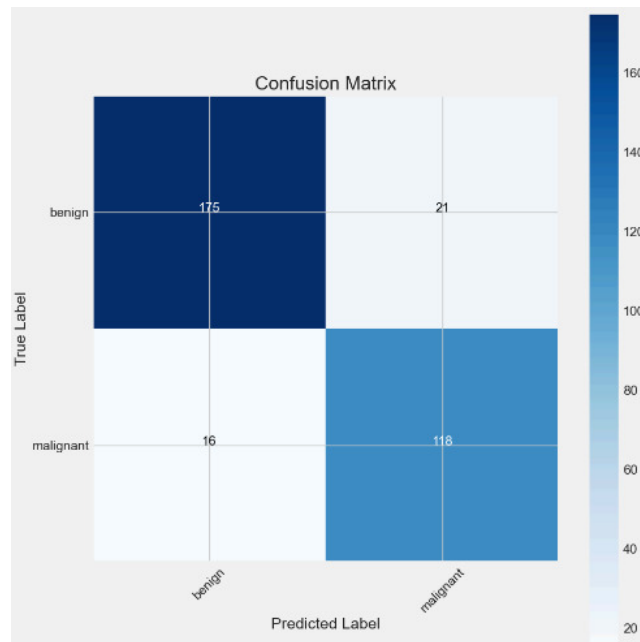
Gambar 8. Confusion Matrix RestNet50

Tabel 3 merupakan pemaparan performa kinerja model RestNet50 yang mencakup precision, recall dan f1-score.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Kinerja RestNet50

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Malignan	73.91%	88.81%	80.68%
Bening	91.12%	78.57%	84.38%

Berikut Confusion Matrix Untuk Matrix VGG16 :



Gambar 9. Confusion Matrix VGG16

Tabel 4 Merupakan pemaparan performa kinerja model VGG16 yang mencakup Precision, Recall, dan f1-score.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Kinerja VGG16

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Malignan	84.89%	88.06%	86.45%
Bening	91.62%	89.29%	90.44%

Setelah menyelesaikan tahapan permodelan untuk kedua arsitektur dengan membagi data menjadi 11% untuk data testing dan 89% sebagai data training, Tabel 5 menunjukkan hasil perbandingan antara RestNet50 dan VGG16 dalam penelitian ini.

Tabel 5. Hasil Komparasi Model RestNet50 dengan VGG16

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
RESNet50	86.97%	83.21%	85.07%	84.13%
VGG16	88.79%	84.89%	88.06%	86.45%

dari hasil penelitian ini terdapat tingkat akurasi pada model VGG16 dan RESNet50 yang mana, bisa dibandingkan dengan beberapa literatur yang menjadi acuan dalam pembuatan jurnal ini.

4. DISKUSI

Penelitian ini membandingkan performa dua arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu VGG16 dan ResNet50, dalam klasifikasi kanker kulit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa VGG16 mencapai akurasi sebesar 88.79%, lebih unggul dibandingkan dengan ResNet50 yang mencapai akurasi 86.97%. VGG16 juga menghasilkan nilai precision, recall, dan F1-score yang lebih baik untuk kedua kelas (Malignant dan Benign). Pada kelas Malignant, VGG16 memperoleh precision sebesar 84.89%, recall 88.06%, dan F1-score 86.45%, sedangkan ResNet50 hanya menghasilkan precision 83.21%, recall 85.07%, dan F1-score 84.13%.. model dalam penelitian ini bisa dibandingkan dengan beberapa literatur yang menjadi acuan dalam pembuatan jurnal.

Jika dibandingkan dengan penelitian lain, yang juga menggunakan model CNN untuk mendeteksi kanker kulit memberikan hasil akurasi sebesar 99,70% dengan arsitektur VGG16. Dan pada referensi lain, didapatkan hasil akurasi untuk arsitektur RESNet50 adalah sebesar 94,88%. Hal ini dipengaruhi oleh penggunaan dataset yang lebih besar, teknik augmentasi data yang lebih ekstensif, atau tuning hyperparameter yang lebih optimal. Tentunya semakin banyak dataset, maka model akan belajar lebih banyak untuk mengembangkan data tersebut, sehingga bisa memberikan hasil yang lebih bagus.

Meskipun demikian, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kedua arsitektur memiliki potensi yang baik untuk klasifikasi kanker kulit, dengan VGG16 sedikit lebih unggul. Untuk meningkatkan performa model di masa depan, diperlukan strategi tambahan seperti augmentasi data yang lebih baik, penggunaan transfer learning dengan dataset yang lebih besar, serta tuning hyperparameter yang lebih teliti.

5. KESIMPULAN

Dalam penelitian ini, diketahui bahwa model yang digunakan untuk melakukan perbandingan adalah model arsitektur VGG16 dan RESNet50. Dengan jumlah dataset sebanyak 2967 citra kanker kulit yang dibagi menjadi data train 2637 gambar dan data tes sebanyak 330 gambar. Dari kedua model tersebut, VGG16 mendapatkan akurasi tertinggi dengan akurasi data train sebesar 99% dan data test 88%. sedangkan untuk model RESNet50, data train nya memiliki akurasi 87% dan data test 82%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. AGUSTINA, R. MAGDALENA, and N. K. C. PRATIWI, "Klasifikasi Kanker Kulit menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 10, no. 2, p. 446, Apr. 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.446.

- [2] D. A. Nurlitasari, R. Magdalena, and R. Y. N. Fu'adah, "ANALISIS PERFORMANSI SISTEM KLASIFIKASI KANKER KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *JOURNAL OF ELECTRICAL AND SYSTEM CONTROL ENGINEERING*, vol. 5, no. 2, pp. 91–99, Feb. 2022, doi: 10.31289/jesce.v5i2.5691.
- [3] J. Setiabudi, M. Wardhana, I. G. A. A. E. Indira, and N. M. D. Puspawati, "PROFIL PRA KANKER DAN KANKER KULIT DI RSUP SANGLAH PERIODE 2015-2018," *JURNAL MEDIKA UDAYANA*, vol. 10, no. 3, pp. 83–88, 2021, doi: <https://doi.org/10.24843/mu.2021.v10.i3.p13>.
- [4] Orlando and M. Ezar Al Rivian, "KLASIFIKASI JENIS KANKER KULIT MANUSIA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *jurnal.mdp.ac.id*, vol. 2, no. 1, pp. 144–150, 2023, doi: <https://doi.org/10.35957/mdp-sc.v2i1.4335>.
- [5] D. Septhya, I. Engineering, and S. Amik Riau, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 4, pp. 6590–6600, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i4.4262.
- [6] Q. Aina Fitroh and S. 'Uyun, "Deep Transfer Learning untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi pada Citra Dermoskopi Kanker Kulit," *JURNAL NASIONAL TEKNIK ELEKTRO DAN TEKNOLOGI INFORMASI*, vol. 12, no. 2, pp. 78–84, 2023, doi: <https://doi.org/10.22146/jnteti.v12i2.6502>.
- [7] A. A. Yonismara and A. Salam, "Implementasi Model Convolutional Neural Network (CNN) pada Aplikasi Deteksi Kanker Kulit Menggunakan Expo React Native," *Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 1, pp. 226–235, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5351.
- [8] A. Maharil, "PERBANDINGAN ARSITEKTUR VGG16 DAN RESNET50 UNTUK REKOGNISI TULISAN TANGAN AKSARA LAMPUNG," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak (JATIKA)*, vol. 3, no. 2, pp. 236–243, 2022, [Online]. Available: <http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/informatika>
- [9] I. U. W. Mulyono, E. H. Rachmawanto, C. A. Sari, and M. K. Sarker, "A high accuracy of deep learning based CNN architecture: classic, VGGNet, and ResNet50 for Covid-19 image classification," *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol. 22, no. 5, pp. 1187–1195, Oct. 2024, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v22i5.26017.
- [10] W. Wijaya Kusuma, R. Rizal Isnanto, A. Fauzi, and P. Korespondensi, "DenseNet121 Menggunakan Kerangka Kerja TensorFlow untuk Deteksi Jenis Hewan," *Jurnal Teknik Komputer*, vol. 1, no. 4, pp. 141–147, 2023, doi: 10.14710/jtk.v1i4.37009.
- [11] F. Sultana, A. Sufian, and P. Dutta, "Advancements in Image Classification using Convolutional Neural Network," *2018 Fourth International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN)*, pp. 1–9, May 2019, doi: 10.1109/ICRCICN.2018.8718718.
- [12] M. A. Al-masni, D. H. Kim, and T. S. Kim, "Multiple skin lesions diagnostics via integrated deep convolutional networks for segmentation and classification," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 190, pp. 1–2, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105351.
- [13] G. P. H. P. Gusti, E. Haerani, F. Syafria, F. Yanto, and S. K. Gusti, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Resnet-50) untuk Klasifikasi Kanker Kulit Benign dan Malignant," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 984–992, Jun. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1398.
- [14] S. Sa'idah, I. Putu, Y. Nugraha Suparta, and E. Suhartono, "Modifikasi Convolutional Neural Network Arsitektur GoogLeNet dengan Dull Razor Filtering untuk Klasifikasi Kanker Kulit," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 2, pp. 148–153, 2022.
- [15] D. Hindarto, "Comparison of Detection with Transfer Learning Architecture RestNet18, RestNet50, RestNet101 on Corn Leaf Disease," <https://jtiulm.ti.ft.ulm.ac.id/index.php/jtiulm/article/view/174>, vol. 8, no. 2, pp. 41–48, 2023, doi: <https://doi.org/10.20527/jtiulm.v8i2.174>.
- [16] M. Muzahidul Islam Rahi, A. K. M Amanat Ullah, F. Tanvir Khan, M. Golam Rabiul Alam, M. Tanvir Mahtab, and M. Ashrafal Alam, "DETECTION OF SKIN CANCER USING DEEP NEURAL NETWORKS," *2019 IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering (CSDE)*, 2019, doi: <https://doi.org/10.1109/CSDE48274.2019.9162400>.
- [17] D. A. Nurlitasari, R. Magdalena, and R. Y. N. Fu'adah, "ANALISIS PERFORMANSI SISTEM KLASIFIKASI KANKER KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," *JOURNAL OF ELECTRICAL AND SYSTEM CONTROL ENGINEERING*, vol. 5, no. 2, pp. 91–99, Feb. 2022, doi: 10.31289/jesce.v5i2.5691.