

Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit

Dhini Septhya¹, Rahmaddeni^{2*}, Susanti³, Agustin⁴

2010031802093@sar.ac.id¹, rahmaddeni@sar.ac.id², susanti@sar.ac.id³, agustin@sar.ac.id⁴

^{1,2,3,4}Informatics Engineering, STMIK Amik Riau, Pekanbaru, Riau

Informasi Artikel

Diterima : 6 Jul 2024
Direvisi : 13 Agu 2024
Disetujui : 15 Agu 2024

Kata Kunci

CNN, VGG16,
DenseNet121,
Klasifikasi, Kanker Kulit.

Abstrak

Kulit merupakan organ penting yang melindungi tubuh manusia, sehingga perawatan sejak dini sangat penting untuk mencegah penyakit seperti kanker kulit. Kanker kulit adalah penyakit serius yang dapat berakibat fatal dan membutuhkan biaya pengobatan tinggi. Penyakit ini menduduki urutan ketiga setelah kanker serviks dan kanker payudara di Indonesia, dengan faktor penyebab meliputi genetik dan paparan radiasi sinar UV. Deteksi dini dan diagnosis tepat sangat penting untuk meningkatkan peluang kesembuhan, sehingga klasifikasi kanker kulit diperlukan untuk menghindari penundaan penanganan. Metode Deep Learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah terbukti memberikan hasil signifikan dalam klasifikasi citra dengan akurasi tinggi. VGG16 dan DenseNet121 adalah dua arsitektur CNN yang populer digunakan dalam klasifikasi citra. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa klasifikasi kanker kulit menggunakan VGG16 dan DenseNet121. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur DenseNet121 memberikan akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan arsitektur VGG16, dengan akurasi 93% untuk data train dan 79% untuk data test, sedangkan arsitektur VGG16 mencapai akurasi 80% untuk data train dan 74% untuk data test. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur DenseNet121 lebih unggul dalam klasifikasi kanker kulit, memberikan informasi penting untuk diagnosis yang lebih akurat.

Keywords

CNN, VGG16, DenseNet121,
Classification, Skin Cancer.

Abstract

The skin is an important organ that protects the human body, so early treatment is essential to prevent diseases such as skin cancer. Skin cancer is a serious disease that can be fatal and requires high treatment costs. It ranks third after cervical cancer and breast cancer in Indonesia, with causative factors including genetics and exposure to UV radiation. Early detection and proper diagnosis are essential to increase the chances of recovery, so skin cancer classification is necessary to avoid delays in treatment. Deep Learning methods, particularly Convolutional Neural Network (CNN), have been shown to provide significant result in image classification with high accuracy. VGG16 and DenseNet121 are two popular CNN architecture used in image classification. This study aims to compare the performance of skin cancer classification using VGG16 and DenseNet121. The result show that the DenseNet121 architecture provides higher accuracy compared to the VGG16 architecture, with 93% accuracy for train data and 79% for test data, while the VGG16 architecture achieves 80% accuracy for train data and 74% for test data. These results show that the DenseNet121 architecture is superior in skin cancer classification, providing important information for more accurate diagnosis.

A. Pendahuluan

Kulit merupakan lapisan tubuh yang luas dan penting untuk melindungi organ tubuh manusia, sehingga perawatan kulit sejak dini sangat penting untuk mencegah penyakit seperti kanker kulit [1]. Kanker kulit merupakan salah satu penyakit serius yang disebabkan oleh perubahan sel kulit menjadi ganas yang dapat berakibat fatal dan membutuhkan biaya pengobatan yang tinggi [2]. Kanker kulit adalah penyakit yang cukup umum di Indonesia, menempati urutan ketiga setelah kanker serviks dan kanker payudara. Penyebabnya meliputi faktor genetik dan paparan radiasi sinar UV dari matahari [3]. Pendeteksian dini dan diagnosis yang tepat sangat penting untuk meningkatkan peluang kesembuhan kanker kulit. Proses klasifikasi atau identifikasi kanker kulit menjadi sangat diperlukan untuk menghindari penundaan penanganan yang dapat mengancam nyawa pasien. Klasifikasi kanker kulit dapat meningkatkannya dengan mengelompokkan objek berdasarkan ciri khasnya [3]. Klasifikasi membantu memprediksi label kelas untuk sampel. Berbagai metode klasifikasi telah diusulkan di bidang pembelajaran mesin, sistem pakar, dan statistik [4]. Metode yang digunakan dalam klasifikasi penyakit berbasis citra adalah Deep Learning dengan Convolutional Neural Network (CNN) [5].

Deep learning merupakan sebuah bidang di dalam machine learning yang menggunakan artificial neural network untuk melakukan pengklasifikasian gambar atau suara. CNN merupakan sebuah metode dalam Deep Learning yang telah memberikan kemajuan yang besar dalam mengenali gambar [6]. CNN tidak memerlukan ekstraksi ciri tertentu, sehingga mempercepat klasifikasi citra, namun memerlukan dataset besar untuk akurasi tinggi [7]. Dataset besar dapat diperoleh dengan data augmentation, yang memperbanyak varian sampel [8]. Data augmentation dan metode dropout dapat meningkatkan akurasi CNN dan mengurangi over-fitting dengan memperbanyak varian sampel dan menghentikan pendeteksi fitur secara acak pada setiap epoch [9]. Banyak model CNN muncul dengan kinerja yang sangat baik. Model pertama yang menggunakan ReLU adalah AlexNet, yang memiliki waktu pelatihan 6 kali lebih cepat dibandingkan dengan penggunaan fungsi aktivasi tanh pada model sebelumnya. Setelah ditemukannya AlexNet, muncul beberapa model arsitektur lain seperti VGG16 dan DenseNet121 [10].

VGG16 adalah arsitektur dengan total 16 lapisan yang terdiri dari 13 lapisan convolutional, 2 lapisan fully connected, dan 1 lapisan classifier. Untuk kasus gambar, dataset yang akan digunakan untuk melakukan train pada arsitektur deep learning adalah ImageNet [11]. VGG16 memiliki desain yang simpel, arsitektur ini terdiri dari banyak lapisan tetapi mampu mencapai Tingkat akurasi yang tinggi pada dataset ImageNet memiliki kualitas lebih unggul jika dibandingkan dengan Alexnet [12]. DenseNet121 adalah jaringan saraf konvolusi dengan 24 lapisan dimana setiap lapisan terhubung satu sama lain lapisan yang lebih dalam di jaringan. Dengan kata lain, masing-masing blok adalah rangkaian berulang dari lapisan sebelumnya [13]. DenseNet121 adalah sebuah model pre-trained atau telah dilatih sebelumnya pada suatu dataset yang lebih besar. DenseNet121 adalah model dengan jumlah parameter paling sedikit [14].

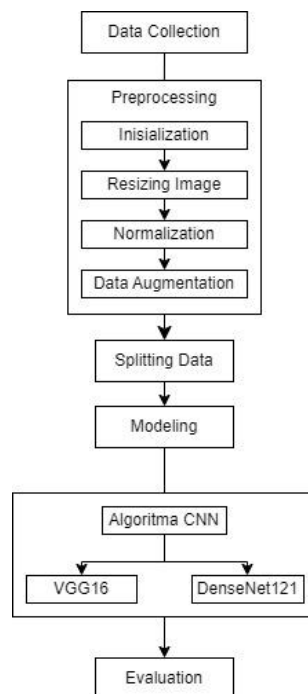
Berbagai penelitian sebelumnya menggunakan arsitektur CNN untuk mendeteksi penyakit. Hasil penelitian [1] mencapai akurasi 98% dalam

mengklasifikasikan kanker kulit dengan model VGG16. Penelitian [15] menggunakan model arsitektur DenseNet121 berbasis transfer learning dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada tanaman jagung dengan hasil akurasi 93%. Penelitian serupa yang dilakukan [16] mendapatkan nilai akurasi 94.2% dengan menggunakan arsitektur *VGG16* dalam mengklasifikasikan penyakit kanker kulit. Penelitian serupa yang dilakukan [17] mendapatkan nilai akurasi 90% dengan menggunakan arsitektur *DenseNet121* dalam klasifikasi penyakit kanker kulit.

Berdasarkan perbandingan hasil akurasi antara arsitektur VGG16 dan DenseNet121, diharapkan penelitian ini dapat digunakan untuk melihat perbandingan klasifikasi kanker kulit menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur VGG16 dan DenseNet121 dan menentukan arsitektur yang optimal. Penelitian ini bertujuan memberikan informasi tentang performa terbaik dalam menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat untuk diagnosis kanker kulit.

B. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan perbandingan algoritma CNN berdasarkan perbandingan hasil akurasi yang meliputi dari arsitektur VGG16 dan DenseNet121. Alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Data Collection

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dari laman Kaggle.com. Data diambil dari halaman Skin Cancer ISIC. Dataset yang digunakan terdiri dari gambar-gambar kanker kulit, dengan total 2.357 gambar yang terbagi ke dalam 9 kelas. Data diproses untuk mendapatkan klasifikasi jenis kanker kulit.

2.2 Pre-Processing

Preprocessing data adalah jenis proses yang menjalankan data mentah sebagai persiapan untuk operasi pemrosesan lainnya. Tahap preprocessing digambarkan sebagai fase awal untuk membersihkan data yang tidak diinginkan atau tidak berarti [18]. Tahapan preprocessing data gambar yang akan digunakan akan dirubah menjadi terstruktur agar bisa di proses oleh algoritma selanjutnya dan membantu meningkatkan kualitas data yang digunakan dalam klasifikasi

2.3 Splitting Data

Langkah berikutnya adalah memisahkan dataset menjadi 80% bagian untuk data latih dan 20% bagian sebagai data uji. Data uji adalah kumpulan data yang tidak digunakan dalam pelatihan model, tetapi berperan penting dalam menilai keberhasilan atau kegagalan suatu penelitian. Sementara itu, data latih adalah data yang digunakan untuk melatih model dalam penelitian [18].

2.4 Modeling

Setelah melakukan proses preprocessing terhadap data, langkah selanjutnya adalah melatih model CNN yang mencakup tahap fitur ekstraksi dan klasifikasi. Studi ini memanfaatkan teknik Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan dua arsitektur yang berbeda, yaitu VGG16 dan DenseNet121.

2.5 Evaluation

Tahap ini, model dievaluasi menggunakan data uji. Confusion matrix adalah alat yang digunakan dalam pengklasifikasian kanker kulit untuk mengukur tingkat akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Hasil dari pengujian ditunjukkan dalam format confusion matrix yang terstruktur dalam bentuk tabel. Perhitungan akurasi model melibatkan pembagian jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model dengan total jumlah data yang tersedia. Hal ini dapat dijelaskan seperti persamaan berikut. Rumus ini juga dapat digunakan untuk mengestimasi tingkat akurasi, presisi, dan recall pada setiap 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).

C. Hasil dan Pembahasan

Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan kumpulan data citra yang diambil dari website Kaggle.

1. Data Collection

Tabel 1. Dataset Kanker Kulit

No.	Jenis Kanker Kulit	Jumlah Citra
1.	Pigmented Benign	478
2.	Melanoma	454
3.	Vascular Lesion	142
4.	Actinic Keratosis	130
5.	Squamous cell Carcinoma	197
6.	Basal Cell Carcinoma	392
7.	Seborheic Keratosis	80
8.	Dermatofibroma	111
9.	Nevus	373

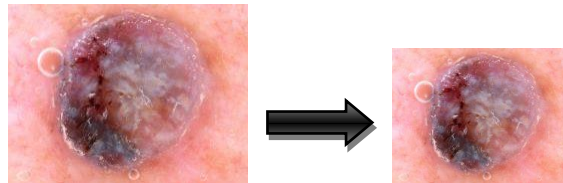
2. Preprocessing

Proses preprocessing merupakan tahap awal sebelum melanjutkan pemrosesan gambar. Pada langkah awal, dilakukan proses inisialisasi seperti yang dijelaskan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Insialisasi Hyperparameter

Model	Epoch	Learning rate	Batch size	Input size
VGG16	100	0.001	32	75x100x3
DenseNet121	100	0.001	32	75x100x3

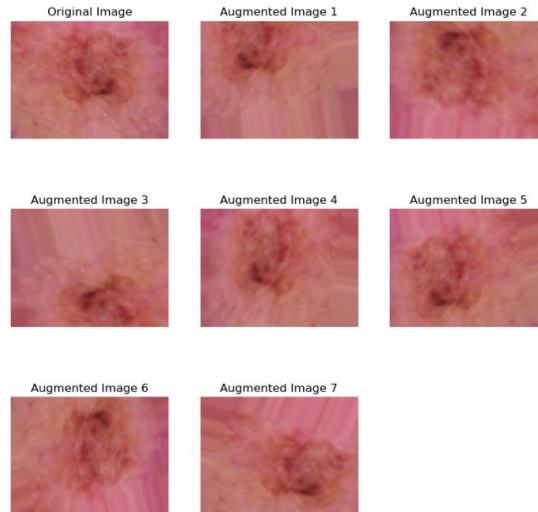
Setelah proses inisialisasi selesai, langkah selanjutnya adalah meresize citra. Gambar 2 merupakan hasil ilustrasi resize dengan ukuran input 75x100.



Gambar 2. Ilustrasi pada VGG16 dan DenseNet121

Setelah proses resize citra, langkah selanjutnya adalah normalisasi. Bagian ini adalah mengubah kolom 'image' dalam DataFrame menjadi daftar, kemudian mengubahnya menjadi array Numpy untuk operasi numerik yang lebih efisien. Tujuan dari normalisasi untuk mempercepat konvergensi dengan data yang memiliki rata-rata 0 dan standar deviasi 1.

Setelah melakukan resize dan normalisasi, langkah berikutnya adalah melakukan augmentasi pada data citra dalam data training. Augmentasi citra adalah metode yang diterapkan oleh setiap algoritma pembelajaran mesin dalam proses klasifikasi. Gambar 3 menggambarkan hasil peningkatan yang telah diterapkan pada citra.



Gambar 3. Citra Hasil Augmentasi

3. Splitting Data

Dalam penelitian ini terdapat 2.357 gambar kanker kulit yang dibagi menjadi dua bagian. Sebanyak 80% atau 2.239 gambar untuk training dan 20% atau 118 gambar digunakan untuk testing.

4. Modeling

Setelah dilakukan preprocessing pada dataset selanjutnya adalah merancang model yang akan digunakan. Dalam penelitian ini digunakan 2 model arsitektur CNN, yakni arsitektur VGG16 dan DenseNet121.

A. Perancangan model VGG16

Layer (type)	Output Shape	Param #
vgg16 (Functional)	(None, 2, 3, 512)	14714688
flatten_5 (Flatten)	(None, 3072)	0
dropout_5 (Dropout)	(None, 3072)	0
dense_25 (Dense)	(None, 512)	1573376
dense_26 (Dense)	(None, 256)	131328
dense_27 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_28 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_29 (Dense)	(None, 9)	585
=====		
Total params: 16,461,129		
Trainable params: 1,746,441		
Non-trainable params: 14,714,688		

Gambar 4. Summary model VGG16

Perancangan model VGG16 dapat dilihat pada Gambar 3. Model ini terdiri dari 8 layer. Arsitektur yang telah dilatih sebelumnya sebagai feature extractor menambahkan beberapa fully connected layers untuk menyelesaikan tugas klasifikasi. Parameter pada VGG16 tidak dapat dilatih lagi dibekukan (*frozen*), sementara parameter pada layer fully connected yang baru ditambahkan dapat dilatih untuk menyesuaikan dengan tugas klasifikasi yang diinginkan. Output dari layer ini memiliki bentuk (None, 2, 3, 512) yang menunjukkan bahwa ukuran batch bisa bervariasi, sedangkan '2,3,512' menunjukkan dimensi dari output tensor.

B. Perancangan model DenseNet121

Layer (type)	Output Shape	Param #
densenet121 (Functional)	(None, 2, 3, 1024)	7037504
flatten_4 (Flatten)	(None, 6144)	0
dropout_4 (Dropout)	(None, 6144)	0
dense_20 (Dense)	(None, 512)	3146240
dense_21 (Dense)	(None, 256)	131328
dense_22 (Dense)	(None, 128)	32896
dense_23 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_24 (Dense)	(None, 9)	585

Total params: 10,356,809
 Trainable params: 3,319,305
 Non-trainable params: 7,037,504

Gambar 5. Summary model DenseNet121

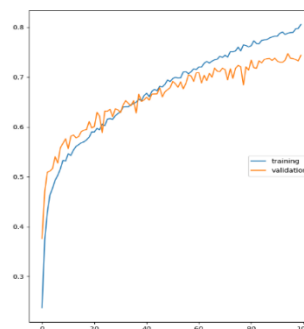
Perancangan model DenseNet121 dapat dilihat pada Gambar 4. Model ini terdiri dari 7 layer. Arsitektur yang telah dilatih sebelumnya sebagai feature extractor menambahkan beberapa fully connected layers untuk menyelesaikan tugas klasifikasi. Parameter pada DenseNet121 tidak dapat dilatih lagi dibekukan (frozen), sementara parameter pada layer fully connected yang baru ditambahkan dapat dilatih untuk menyesuaikan dengan klasifikasi yang diinginkan. Output dari layer ini memiliki bentuk (None, 2, 3, 1024) yang menunjukkan bahwa ukuran batch bisa bervariasi, sedangkan '2,3,1024' menunjukkan dimensi dari output tensor.

5. Evaluation

Pada tahap ini hasil evaluasi model ditentukan melalui hasil accuracy, precision, dan recall. Model akan diuji Tingkat accuracy nya menggunakan Confusion matrix untuk menentukan hasil accuracy model terhadap jenis kanker kulit. Nantinya semakin tinggi nilai accuracy maka semakin bagus model yang telah dibuat.

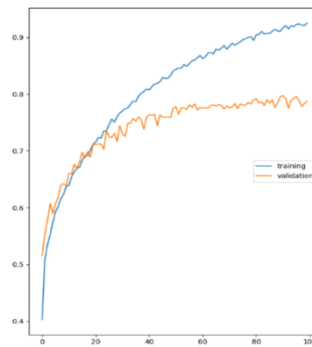
a. Accuracy

Kedua model menampilkan grafik akurasi data train dan data test yang terlihat dalam Gambar 5 dan Gambar 6. 100 epoch adalah jumlah iterasi yang digunakan untuk melatih Model VGG16 dan DenseNet121.



Gambar 6. Kurva accuracy model VGG16

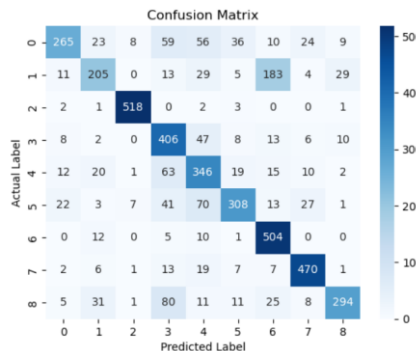
Model VGG16 berhasil mencapai akurasi sebesar 88% di tahap training, sementara di tahap validasi mencapai akurasi sebesar 73%.



Gambar 7. Kurva accuracy model DenseNet121

Sedangkan model DenseNet121 berhasil mencapai akurasi sebesar 98% di tahap training, dan mencapai akurasi validasi sebesar 78%.

b. Confusion Matrix



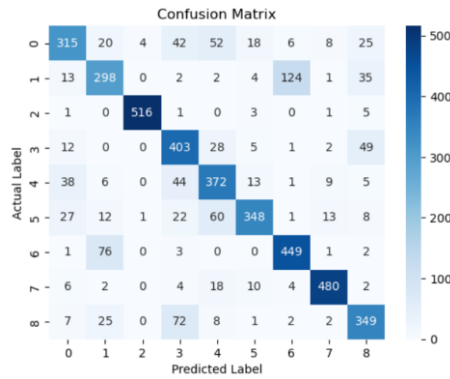
Gambar 8. Confusion matrix VGG16

Tabel 3 memaparkan performa kinerja model VGG16 yang mencakup precision, recall, dan f1-score.

Tabel 3. Hasil evaluasi kinerja model VGG16

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Pigmented Benign Melanoma	0.81	0.54	0.65
Vascular Lesion	0.68	0.43	0.52
Actinic Keratosis	0.97	0.98	0.97
Squamous cell Carcinoma	0.60	0.81	0.69
Basal Cell Carcinoma	0.59	0.71	0.64
Seborheic Keratosis	0.77	0.63	0.69
Dermatofibroma	0.65	0.95	0.77
Nevus	0.86	0.89	0.87
	0.85	0.63	0.72

Berikut confusion matrix untuk model DenseNet121.



Gambar 9. Confusion matrix DenseNet121

Tabel 4 memaparkan performa model DenseNet121 yang mencakup precision, recall, dan f1-score.

Tabel 4. Hasil evaluasi kinerja model DenseNet121

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Pigmented Benign	0.75	0.64	0.69
Melanoma	0.68	0.62	0.65
Vascular Lesion	0.99	0.98	0.98
Actinic Keratosis	0.68	0.81	0.74
Squamous cell Carcinoma	0.69	0.76	0.72
Basal Cell Carcinoma	0.87	0.71	0.78
Seborheic Keratosis	0.76	0.84	0.80
Dermatofibroma	0.93	0.91	0.92
Nevus	0.73	0.75	0.74

Setelah melakukan tahapan pemodelan untuk kedua arsitektur berdasarkan pemisahan data 80% sebagai data training dan 20% sebagai data testing, Tabel 5 memaparkan hasil perbandingan antara VGG16 dan DenseNet121 dalam penelitian ini.

Tabel 5. Hasil komparasi model

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
VGG16	73%	75%	73%	72%
DenseNet121	78%	78%	78%	78%

Dari hasil tingkat accuracy pada penelitian ini, dapat dibandingkan dengan beberapa literatur sejenis yang dapat dilihat pada Tabel 6.

No.	Penelitian	Metode	Accuracy
1.	Yohannes et.al (2022)	VGG19	65,33%
2.	Hakim et.al (2021)	CNN	75%
3.	Fitroh et.al (2023)	ResNet50	94%
4.	Ashari et.al (2024)	DenseNet121	90,63%
5.	Dhini Septhya (2024)	DenseNet121	78%

D. Simpulan

Dalam penelitian ini, data yang digunakan terdiri dari 9 kelas jenis kanker kulit yang berbeda. Ada dua jenis arsitektur yang digunakan dalam bidang

arsitektur, yaitu VGG16 dan DenseNet121. Dari kedua model tersebut, model DenseNet121 mencapai accuracy tertinggi. Model VGG16 mencapai accuracy 88% pada data train dan 73% pada data test, sementara DenseNet121 mencapai akurasi 98% pada data train dan 78% pada data test.

E. Ucapan Terima Kasih

Penulis ingin mengucapkan rasa terima kasih kepada semua yang telah memberikan bantuan, baik berupa donasi barang maupun berupa dukungan moral, meskipun tidak bisa disebutkan secara mendetail satu per satu.

F. Referensi

- [1] A. Ajrana, A. Lawi, and A. M. A. Siddik, "... Dengan Pemilihan Model Transfer Learning Convolutional Neural Network Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Kanker Kulit," *Seminar Nasional Teknik Elektro ...*, pp. 292–297, 2023, [Online]. Available: <http://118.98.121.208/index.php/sntei/article/view/3628%0Ahttp://118.98.121.208/index.php/sntei/article/viewFile/3628/3587>
- [2] 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, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.446.
- [3] O. Orlando and M. E. Al Rivan, "Klasifikasi Jenis kanker Kulit Manusia Menggunakan Convolution Neural Network," *MDP Student Conference*, vol. 2, no. 1, pp. 144–150, 2023, doi: 10.35957/mdp-sc.v2i1.4335.
- [4] U. Khultsum, F. Sarasati, and G. Taufik, "Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 5, p. 1366, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.4918.
- [5] T. Saputra and M. E. Al-Rivan, "Analisis Performa ResNet-152 dan AlexNet dalam Klasifikasi Jenis Kanker Kulit," *STRING (Satuan Tulisan Riset dan Inovasi Teknologi)*, vol. 8, no. 1, p. 75, 2023, doi: 10.30998/string.v8i1.16464.
- [6] Qorry Aina Fitroh and Shofwatul '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: 10.22146/jnteti.v12i2.6502.
- [7] S. Sa'idah, I. Suparta, and E. Suhartono, "Modification of Convolutional Neural Network GoogLeNet Architecture with Dull Razor Filtering for Classifying Skin Cancer," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi |*, vol. 11, no. 2, pp. 148–153, 2022.
- [8] L. Taylor and G. Nitschke, "Improving Deep Learning with Generic Data Augmentation," *Proceedings of the 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2018*, pp. 1542–1547, 2018, doi: 10.1109/SSCI.2018.8628742.
- [9] L. Qian, L. Hu, L. Zhao, T. Wang, and R. Jiang, "Sequence-Dropout Block for Reducing Overfitting Problem in Image Classification," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 62830–62840, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2983774.

- [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] R. Windiawan and A. Suharso, "Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16," *Exploreit*, vol. 13, no. 2, pp. 9–16, 2019, [Online]. Available: <https://doi.org/10.35891/explorit>
- [12] D. I. Swasono, H. Tjandrasa, and C. Fathicah, "Classification of tobacco leaf pests using VGG16 transfer learning," *Proceedings of 2019 International Conference on Information and Communication Technology and Systems, ICTS 2019*, pp. 176–181, 2019, doi: 10.1109/ICTS.2019.8850946.
- [13] S. Desai, C. Gode, and P. Fulzele, "Flower Image Classification Using Convolutional Neural Network," *2022 1st International Conference on Electrical, Electronics, Information and Communication Technologies, ICEEICT 2022*, pp. 3–6, 2022, doi: 10.1109/ICEEICT53079.2022.9768635.
- [14] N. Awalia and A. Primajaya, "Identifikasi Penyakit Leaf Mold Daun Tomat Menggunakan Model DenseNet-121," *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 1, pp. 49–54, 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.fikom-unasman.ac.id>
- [15] N. Hidayati, "Modifikasi Arsitektur Densenet121 Dengan Transfer Learning Untuk Deteksi Penyakit Tanaman Jagung Berdasarkan Citra Daun," *Angewandte Chemie International Edition*, 6(11), 951–952., pp. 2013–2015, 2021.
- [16] R. Raut, N. Gavali, P. Amate, M. A. Amode, S. Malunjkar, and P. Borkar, "Convolutional Neural Network Approach for Early Skin Cancer Detection," vol. 3, pp. 1–14, 2023.
- [17] M. M. I. Rahi, F. T. Khan, M. T. Mahtab, A. K. M. Amanat Ullah, M. G. R. Alam, and M. A. Alam, "Detection of Skin Cancer Using Deep Neural Networks," *2019 IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering, CSDE 2019*, 2019, doi: 10.1109/CSDE48274.2019.9162400.
- [18] K. Rahayu, V. Fitria, D. Septhya, R. Rahmaddeni, and L. Efrizoni, "Klasifikasi Teks untuk Mendeteksi Depresi dan Kecemasan pada Pengguna Twitter Berbasis Machine Learning," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 108–114, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.780.