

KLASIFIKASI JENIS KANKER KULIT *BENIGN* DAN *MALIGNANT* MENGGUNAKAN MODEL ARSITEKTUR ALEXNET

Tommy Saputra^{1*)}, Muhammad Ezar Al Rivan²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer dan Rekayasa, Universitas Multi Data Palembang
¹hikeruhinara@gmail.com, ²meedzhar@mdp.ac.id

Kata kunci:

Adam; AlexNet; CNN; ISIC;
kanker kulit

Abstract: The skin is the outermost organ of the human body that is often attacked by disease. Dangerous disease of the skin, namely cancer. The most common types of skin cancer found in Indonesia are basal cell carcinoma, squamous cell carcinoma, and melanoma. Skin cancer can be cured with proper treatment. Convolutional Neural Network (CNN) can be used in early detection of benign and malignant skin cancer. The data used was obtained from the 2019 International Skin Imaging Collaboration (ISIC). The model was built using the AlexNet architecture with the Adaptive Moment Estimation (Adam) optimizer function. The test results show that the AlexNet model with the Adam optimizer can classify cancer types with an accuracy of 81.26%

Abstrak: Kulit merupakan organ tubuh terluar manusia yang sering terserang penyakit. Penyakit berbahaya pada kulit yaitu kanker. Jenis kanker kulit terbanyak yang ditemukan di Indonesia adalah *basal cell carcinoma*, *squamous cell carcinoma*, dan *melanoma*. Kanker kulit dapat disembuhkan dengan penanganan yang tepat. *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat digunakan dalam pendeteksian dini jenis kanker kulit *benign* dan *malignant*. Data yang digunakan diperoleh dari *International Skin Imaging Collaboration* (ISIC) tahun 2019. Model dibangun menggunakan arsitektur *AlexNet* dengan fungsi *optimizer Adaptive Moment Estimation* (Adam). Hasil pengujian menunjukkan model *AlexNet* dengan *optimizer Adam* dapat melakukan klasifikasi jenis kanker dengan akurasi sebesar 81,26%

Saputra & Al Rivan (2023). Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Benign dan Malignant Menggunakan AlexNet. *MDP Student Conference* 2023.

PENDAHULUAN

Kulit merupakan bagian tubuh yang menutupi seluruh organ pada manusia. Penyakit mudah untuk berpindah dan menyerang bagian kulit manusia. Penyakit kulit dapat berasal dari sesama manusia ataupun melalui kontak tidak langsung melalui medai disekitar [1]. Penyakit berbahaya yang dapat menyerang kulit adalah kanker. Kanker kulit dapat terjadi akibat paparan cahaya UV, faktor umur, riwayat penyakit kulit pada keluarga, faktor imun, dan lainnya [2] Kanker secara umum dapat dikategorikan menjadi 2 jenis yaitu kanker agresif (*malignant*) dan kanker jinak (*benign*). Kedua jenis kanker tersebut dapat berkembang dan berbahaya, namun kanker *malignant* dikategorikan lebih berbahaya karena dapat menyerang bagian tubuh yang lainnya. Tipe jenis kanker yang dikategorikan sebagai *benign* yaitu *melanocytic nevus*, *benign keratosis*, dan *dermatofibroma*; sedangkan tipe jenis kanker yang dikategorikan sebagai *malignant* yaitu *melanoma*, *vascular lesion*, *basal cell carcinoma*, *actinic keratosis* [3], dan *squamous cell carcinoma* [4].

Pendeteksian fase awal pada kanker kulit dapat menyembuhkan kanker. Kanker kulit sulit dibedakan oleh orang awam karena memiliki ciri yang sama dengan penyakit kulit biasa. Deteksi dini kanker kulit umumnya membutuhkan biaya yang mahal dan keterampilan pengamat. Deteksi kanker konvensional seperti ini masih memungkinkan terjadinya kesalahan (*human error*) [5]. Metode klasifikasi citra merupakan salah satu metode yang banyak digunakan untuk mengenali jenis penyakit. Klasifikasi citra merupakan metode yang digunakan untuk mengelompokkan objek berdasarkan kelas tertentu [6]. Teknologi klasifikasi citra yang masih terus berkembang dalam mengatasi masalah penyakit seperti ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) [7]. Pada CNN terdapat banyak jenis arsitektur yang pernah dibangun, salah satunya arsitektur *AlexNet*.

AlexNet merupakan arsitektur pertama dari *deep learning* yang memenangkan kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) pada tahun 2012 [8]. *AlexNet* memecahkan rekor dengan *error rate* 15,3% dari *error rate* terkecil sebesar 25% pada tahun 2011. *Layer* pada arsitektur *AlexNet* hampir sama dengan *layer LeNet-5* yang ditambahkan beberapa *layer* dan *filter*, sehingga menghasilkan lebih banyak variabel latih. Arsitektur *AlexNet* menggunakan fungsi aktivasi dalam meningkatkan *non-linearity* serta tingkat konvergen; dan *AlexNet* memerlukan sejumlah GPU untuk mempercepat proses pelatihan. *AlexNet* memiliki total 8 *layer* yaitu 5 *layer* konvolusi dengan *kernel* dan beberapa *filter* yang bervariasi serta 3 *fully connected layers*. *Kernel* yang bervariasi pada *AlexNet* menjadi salah satu alasan arsitektur tersebut memiliki performa klasifikasi yang baik untuk *dataset* gambar [9].

Arsitektur *AlexNet* sudah banyak digunakan dalam klasifikasi citra medis. Terdapat penelitian yang menggunakan metode CNN dengan arsitektur *AlexNet* dalam mengklasifikasikan kanker serviks pada citra *kolposkopi*. Model tersebut dapat mengklasifikasikan kanker serviks dengan akurasi mencapai 100% pada data dengan augmentasi, dan 66,67% pada data tanpa augmentasi [10]. Penelitian lainnya juga menggunakan arsitektur yang sama dalam mengklasifikasikan kanker paru pada citra *histopathology* dimana menghasilkan hasil terbaik pada *batch size* 64 dan *dropout* 0,5 untuk rasio 80:20 dengan *accuracy*, *precision*, dan *recall* secara berurutan sebesar 99%, 99%, dan 99% [11].

Penelitian serupa dengan metode yang berbeda memanfaatkan arsitektur *AlexNet* menggunakan *transfer learning* dari model *pre-trained* untuk melakukan deteksi *glaucoma*. Penelitian dengan penggunaan arsitektur *AlexNet* tersebut mencapai akurasi pendeteksian sebesar 81,4% [12]. Adapun penelitian lainnya yang membahas klasifikasi kanker kulit menggunakan arsitektur *ResNet-50* dan *VGG-19* menggunakan metode gabungan *Support Vector Machine* (SVM) dan CNN dapat menghasilkan akurasi klasifikasi terbaik menggunakan *VGG-16* sebesar 65,33% [13].

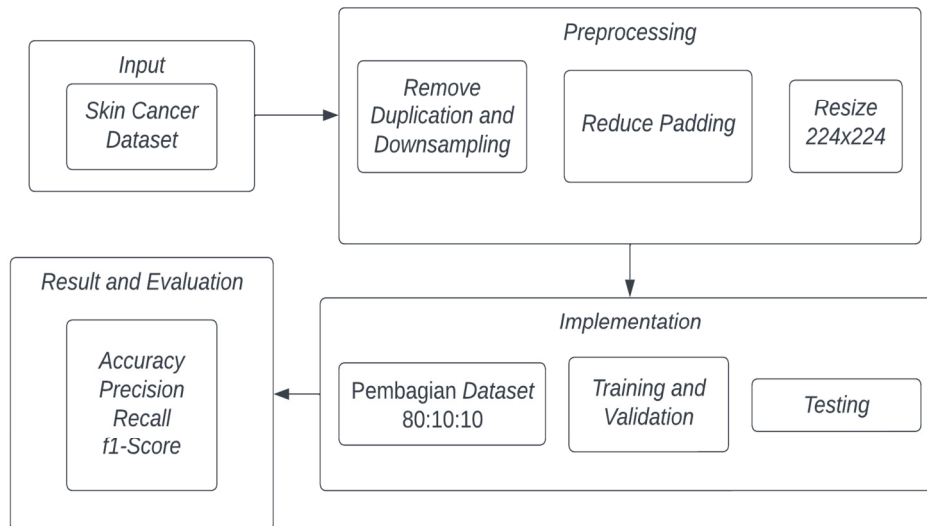
Selain citra medis, *AlexNet* juga digunakan dalam mengklasifikasikan citra objek lainnya dengan sangat baik. Penelitian lainnya dengan metode yang berbeda memanfaatkan arsitektur *AlexNet* dalam mengklasifikasikan citra bunga menggunakan *transfer learning* dimana model dapat melakukan klasifikasi dengan akurasi mencapai 90,2% [14].

Maka dari itu, perlu dibangun sistem yang mampu mengklasifikasikan jenis kanker kulit *benign* dan *malignant* menggunakan metode CNN dengan arsitektur *AlexNet* serta penerapan algoritma *optimizer Adam*. *Dataset* yang digunakan diambil dari *International Skin Imaging Collaboration* (ISIC) tahun 2019. Hasil penelitian berupa *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari model yang dibangun agar dapat mengetahui performa model dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit pada penderita.

METODE

Rancangan sistem yang dibangun dapat dilihat pada Gambar 1. Penelitian dimulai dari proses *input* dari data yang dikumpulkan lalu dilanjutkan *preprocessing* yang meliputi pembuangan data *downsampling* serta *duplikat*, dan proses *resize* gambar menjadi ukuran 224x224. Setelah proses *resize*, *dataset* dibagi berdasarkan rasio 80:10:10 secara berurutan untuk data *training*, *test*, dan *validasi*. *Dataset training* dan *validasi* digunakan dalam proses pelatihan, dimana model hasil pelatihan digunakan pada proses pengujian

untuk mendapatkan hasil prediksi berupa *confusion matrix*. Hasil prediksi dilakukan perhitungan untuk mendapatkan performa model berdasarkan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.



Gambar 1. Rancangan Sistem

Pengumpulan *dataset* penelitian dilakukan dengan teknik pengumpulan data sekunder dari *International Imaging Skin Collaboration* (ISIC) tahun 2019 [15], [16], [17]. *Dataset* terdiri dari 8 label kelas kanker kulit yang dikategorikan menjadi 2 kelas penelitian yaitu *benign* dan *malignant* [3] [4].



Gambar 2. Sampel Dataset Benign



Gambar 3. Sampel Dataset Malignant

Tahapan *preprocessing* merupakan tahapan penyesuaian lingkungan dan objek yang akan digunakan dalam penelitian. *Preprocessing* diterapkan untuk mengatasi masalah data yang kurang sesuai dengan objek penelitian (*noise*) dan data yang berulang dalam satu *dataset* (*duplicate*). Pada penelitian ini diterapkan beberapa metode dalam mengurangi *noise* dan proses penghapusan citra untuk mengatasi masalah data yang tidak sesuai dengan penelitian. Objek penelitian yang sudah sesuai akan dilakukan *resize* untuk masuk ke proses pembagian data pada implementasi.

Implementasi merupakan tahapan dalam mendapatkan hasil dari pengujian. Tahapan ini meliputi proses pembagian data, pelatihan, dan pengujian. Hasil pengujian berupa *confusion matrix* yang merupakan hasil prediksi terhadap data *test* yang diuji seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

		<i>Predicted</i>	
		<i>Positive</i>	<i>Negative</i>
<i>Actual</i>	<i>Positive</i>	TP	FN
	<i>Negative</i>	FP	TN

True Positive (TP) pada *confusion matrix* menunjukkan banyak data aktual dan prediksi yang bernilai positif, dan sebaliknya *True Negative* (TN) menunjukkan banyak data aktual dan prediksi yang bernilai negatif. *False Positive* (FP) menunjukkan banyak data aktual yang negatif namun diprediksi sebagai nilai positif, sebaliknya untuk *False Negative* (FN) menunjukkan data aktual yang bernilai positif namun diprediksi sebagai nilai negatif. *Confusion Matrix* digunakan untuk menghitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang dirumuskan sebagai berikut:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{1}$$

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2}$$

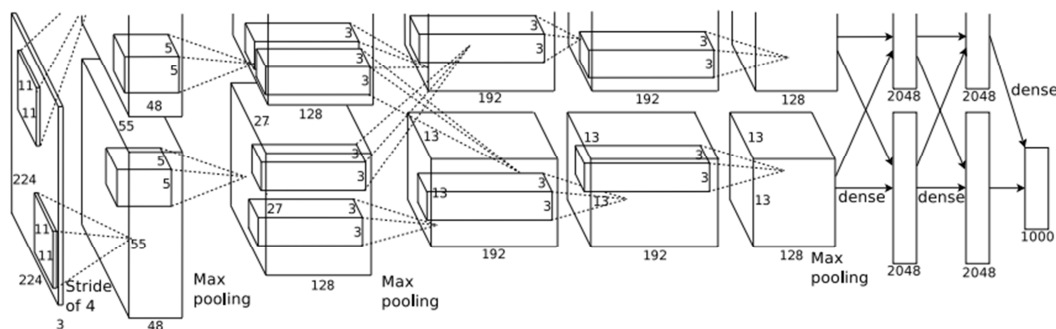
$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{3}$$

$$f1 - score = \frac{2*precision*recall}{precision+recall} \tag{4}$$

Hasil nilai performa model yang didapat kemudian digunakan dalam melakukan evaluasi dan pembahasan dalam menentukan kesimpulan dari penelitian.

AlexNet

AlexNet terdiri dari 8 layer utama diantaranya 5 *layer* konvolusi dan 3 *fully connected layer*. *AlexNet* pertama kali diperkenalkan oleh Alex, dkk pada tahun 2012 [18]. Struktur CNN yang dibangun oleh Alex Krizhevsky dkk ditunjukkan pada Gambar 4, dimana pada *layer* tersebut melibatkan proses *normalization* dan *pooling*.



Gambar 4. Struktur CNN pada *AlexNet*

Adaptive Moment Estimation

Adaptive Moment Estimation (Adam) merupakan salah satu algoritma optimasi yang menggunakan normalisasi *signal-to-noise* yang serupa dengan algoritma *AdaGrad* dan *RMSProp*. Normalisasi ini menghaluskan gradien orde pertama untuk ditambahkan dalam momentum pada gradien berikutnya [8].

Optimasi Adam lebih banyak digunakan mudah digunakan, lebih efisien, menggunakan memori lebih sedikit, dan sangat baik digunakan pada *dataset* dengan parameter yang banyak [19].

Gradien orde lama (a_t) mewakili momen pertama (*mean*) dan gradient kuadrat (u_t) mewakili momen kedua (*varians*). Gradien a_t dan u_t didapat melalui rumus berikut,

$$a_t = \beta_1 a_{t-1} + (1 - \beta_1) d_t \quad (5)$$

$$u_t = \beta_2 u_{t-1} + (1 - \beta_2) d_t^2 \quad (6)$$

β (*beta*) sebagai bias dari momen pada gradien yang bersangkutan, dan d_t merupakan gradien waktu tertentu. Bias cenderung mendekati nilai 0 jika dilakukan pelatihan terus menerus, sehingga rumusan (1) dan (2) perlu diperbaiki. Rumusan untuk memperbaiki bias (*bias correction*) ditunjukkan sebagai berikut:

$$\hat{a}_t = \frac{a_t}{1 - \beta_1^t} \quad (7)$$

$$\hat{u}_t = \frac{u_t}{1 - \beta_2^t} \quad (8)$$

Nilai koreksi bias dari masing-masing momen digunakan untuk mendapatkan bobot baru pada optimasi Adam yang dirumuskan sebagai berikut,

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \frac{\hat{a}_t}{\sqrt{\hat{u}_t + \epsilon}} \quad (9)$$

dimana θ_{t+1} merupakan bobot baru, θ_t merupakan bobot yang lama, η merupakan *learning rate* dan ϵ merupakan skala terkecil untuk menghindari pembagian dengan nilai 0 [20].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil yang dibahas pada penelitian ini berupa seluruh penerapan tahapan dari rancangan sistem yang dibuat. Hasil akhir berupa nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk masing-masing kelas *benign* dan *malignant*.

Data yang digunakan merupakan data *train* dari situs resmi ISIC tahun 2019 yang berisi 8 label jenis kanker yaitu *Melanocytic Nevus* (NV), *Benign Keratosis* (BKL), *Dermatofibroma* (DF), *Melanoma* (MEL), *Basal Cell Carcinoma* (BCC), *Actinic Keratosis* (AK), *Vascular Lesion* (VASC) dan *Squamous Cell Carcinoma* (SCC) [15] [16] [17]. *Dataset* tersebut terdiri dari 25331 citra kanker kulit. Pada penelitian ini, *dataset* dikategorikan menjadi 2 label jenis kanker yaitu *benign* dan *malignant* [3] [4].

Preprocessing

Pada tahapan ini, data dilakukan pemeriksaan terlebih dahulu untuk data yang menyebabkan *noise* dalam penelitian. Pada *dataset* ditemukan data *downsampled* yang menunjukkan citra yang tidak sesuai dengan objek penelitian yang dilakukan karena adanya penambahan objek lain sebagai tujuan lain dari ISIC 2019 sehingga perlu dihapus. Pada *dataset* juga ditemukan data dengan *padding* yang dapat menyebabkan *noise* sehingga perlu dilakukan pengurangan *padding* sebanyak mungkin pada citra yang bersangkutan. Total *dataset* setelah proses pembersihan *noise* berkurang menjadi 23257 citra, dimana seluruh data tersebut kemudian dilakukan *resize* menjadi ukuran 224x224 disesuaikan dengan arsitektur yang digunakan.

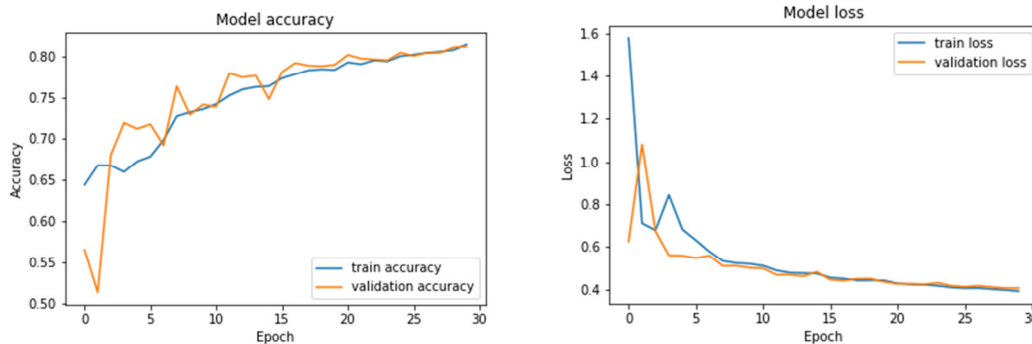
Implementation

Implementasi dimulai dengan proses pembagian *dataset* dimana perlu dilakukan *balancing data* agar pembagian *dataset* lebih merata dan seimbang untuk kedua kelas yang digunakan dalam penelitian. Proses *balancing* dilakukan dengan membuang sejumlah data untuk jenis kanker yang memiliki data terbanyak, dalam kasus ini adalah *melanocytic nevus*. Data yang sudah seimbang ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Sesudah Dilakukan *Balancing Data*

Kelas		Train		Test		Validation	
<i>Benign</i>	BKL	1813	7367	225	918	202	934
	DF	191		19		29	
	NV	5363		674		703	
<i>Malignant</i>	AK	692	7367	78	918	97	934
	BCC	2652		343		328	
	MEL	3326		412		410	
	SCC	501		59		68	
	VASC	196		26		31	
Total		14734		2346		2338	

Hyperparameter tuning dilakukan menggunakan data validasi untuk mendapatkan besar *batch size* dan banyak *epoch* yang tepat untuk digunakan dalam model yang dibangun. Pada kasus ini, *batchsize* sebesar 32 dipilih karena menghasilkan akurasi yang optimal untuk waktu pelatihan yang tidak terlalu lama; dan banyak *epoch* 30 dipilih karena pelatihan cenderung stabil diantara 20 sampai 30 *epoch*. *Learning rate* awal yang digunakan pada *optimizer* sebesar 0.0001 dan berubah secara bertahap jika tidak ada perubahan tiap 5 *epoch* dari *val_acc* pada proses pelatihan. Hasil pelatihan untuk akurasi *training* dan *validation* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Pelatihan Model *AlexNet* dengan *Optimizer Adam*

Pada Gambar 5 terlihat bahwa akurasi pelatihan cenderung meningkat dengan *loss* yang semakin rendah untuk *training* maupun *validation*. Model hasil *training* kemudian diuji menggunakan data *test* untuk mendapatkan hasil prediksi yang berupa *confusion matrix* seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. *Confusion Matrix* Model *AlexNet* Dengan *Optimizer Adam*

<i>Actual</i>	<i>Class</i>	<i>Predicted</i>	
		<i>Benign</i>	<i>Malignant</i>
	<i>Benign</i>	757	138
<i>Malignant</i>	161	780	

Hasil prediksi dihitung menggunakan rumusan (1), (2), (3) dan (4) untuk mendapatkan performa dari model yang diuji sehingga didapat performa klasifikasi model *AlexNet* menggunakan *optimizer Adam* yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pengujian AlexNet Dengan Optimizer Adam

No.	Class	Precision	Recall	f1-score
1.	Benign	84,66%	76,36%	80,3%
2.	Malignant	78,47%	86,17%	82,14%
Accuracy				81,26%

SIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi yang sudah dibahas, maka dapat disimpulkan bahwa model arsitektur AlexNet dengan optimizer Adaptive Moment Estimation (Adam) dapat melakukan klasifikasi jenis kanker *benign* dan *malignant* dengan performa yang baik. Model menghasilkan akurasi sebesar 81,26% dengan *precision* tertinggi dicapai pada kelas *benign* sebesar 84,66% sedangkan *recall* dan *f1-score* tertinggi dicapai pada kelas *malignant* secara berurutan sebesar 86,17% dan 82,14%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. R. MZ, I. G. P. S. Wijaya, dan F. Bimantoro, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit pada Manusia Dengan Metode Dempster Shafer," *J. Comput. Sci. Informatics Eng.*, Vol. 4, No. 2, Hal. 129–138, Des 2020, doi: 10.29303/jcosine.v4i2.285.
- [2] A. Hapsari, "Beragam Penyebab dan Faktor Risiko Kanker Kulit yang Perlu Diwaspadai.," *Hallosehat*, 2021. <https://hallosehat.com/kanker/kanker-kulit/penyebab-kanker-kulit/> (diakses 28 Oktober 2022).
- [3] M. R. Hasan, M. I. Fatemi, M. Monirujjaman Khan, M. Kaur, dan A. Zaguia, "Comparative Analysis of Skin Cancer (Benign vs. Malignant) Detection Using Convolutional Neural Networks," *J. Healthc. Eng.*, Vol. 2021, Hal. 1–17, Des 2021, doi: 10.1155/2021/5895156.
- [4] W. Yan, I. I. Wistuba, M. R. Emmert-Buck, dan H. S. Erickson, "Squamous Cell Carcinoma - Similarities and Differences among Anatomical Sites.," *Am. J. Cancer Res.*, Vol. 1, No. 3, Hal. 275–300, 2011, [Daring]. Tersedia pada: www.ajcr.us
- [5] D. Z. Haq, "Klasifikasi Citra Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network Model Googlenet," UIN Sunan Ampel Surabaya, 2021. [Daring]. Tersedia pada: <http://digilib.uinsby.ac.id/id/eprint/46741>
- [6] M. E. Al Rivian dan Y. Yohannes, "Klasifikasi Mamalia Berdasarkan Bentuk Wajah Dengan k-NN Menggunakan Fitur CAS dan HOG," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, Vol. 5, No. 2, Hal. 169–176, Mar 2019, doi: 10.35957/jatisi.v5i2.139.
- [7] D. Gunawan dan H. Setiawan, "Convolutional Neural Network Dalam Citra Medis," *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, Vol. 2, No. 2, Hal. 376–390, Mei 2022, doi: 10.24002/konstelasi.v2i2.5367.
- [8] C. C. Aggarwal, *Neural Networks and Deep Learning*, 1 ed. Cham: Springer International Publishing, 2018. doi: 10.1007/978-3-319-94463-0.

- [9] I. Singh, G. Goyal, dan A. Chandel, “AlexNet Architecture Based Convolutional Neural Network For Toxic Comments Classification,” *J. King Saud Univ. - Comput. Inf. Sci.*, Okt 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2022.06.007.
- [10] B. Y. Phiadelvira, “Klasifikasi Kanker Serviks Berdasarkan Citra Kolposkopi Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Model Alexnet,” UIN Sunan Ampel, Surabaya, 2021. [Daring]. Tersedia pada: <http://digilib.uinsby.ac.id/id/eprint/46725>
- [11] I. I. Zulfa, “Klasifikasi Kanker Paru Berdasarkan Citra Histopatologi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Model AlexNet,” UIN Sunan Ampel, Surabaya, 2022. [Daring]. Tersedia pada: <http://digilib.uinsby.ac.id/id/eprint/52858>
- [12] A. Sallam *et al.*, “Early Detection of Glaucoma Using Transfer Learning from Pre-trained CNN Models,” in *2021 International Conference of Technology, Science and Administration, ICTSA 2021*, Mar 2021. doi: 10.1109/ICTSA52017.2021.9406522.
- [13] R. Yohannes dan M. E. Al Rivian, “Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM,” *J. Algoritm.*, Vol. 2, No. 2, Hal. 133–144, Apr 2022, doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2363.
- [14] B. Falahkhi, E. F. Achmal, M. Rizaldi, R. Rizki, dan N. Yudistira, “Perbandingan Model AlexNet dan ResNet dalam Klasifikasi Citra Bunga Memanfaatkan Transfer Learning Comparison of AlexNet and ResNet Models in Flower Image Classification Utilizing Transfer Learning,” *J. Ilmu Komput. Agri-Informatika*, Vol. 9, No. 1, Hal. 70–78, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <http://journal.ipb.ac.id/index.php/jika>
- [15] P. Tschandl, C. Rosendahl, dan H. Kittler, “Data Descriptor: The HAM10000 Dataset, A Large Collection of Multi-Source Dermoscopic Images of Common Pigmented Skin Lesions,” *Sci. Data*, Vol. 5, No. 1, Hal. 180161, Agu 2018, doi: 10.1038/sdata.2018.161.
- [16] M. Combalia *et al.*, “BCN20000: Dermoscopic Lesions in the Wild,” Agu 2019, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/1908.02288>
- [17] N. C. F. Codella *et al.*, “Skin Lesion Analysis Toward Melanoma Detection: A Challenge At The 2017 International Symposium On Biomedical Imaging (ISBI), Hosted By The International Skin Imaging Collaboration (ISIC),” in *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging*, Okt 2018, vol. 2018-April, hal. 168–172. doi: 10.1109/ISBI.2018.8363547.
- [18] A. Krizhevsky, I. Sutskever, dan G. E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” 2012, [Daring]. Tersedia pada: <https://proceedings.neurips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks.pdf>
- [19] D. P. Kingma dan J. L. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” *ICLR*, Des 2015, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [20] D. Irfan, R. Rosnelly, M. Wahyuni, J. T. Samudra, dan A. Rangga, “Perbandingan Optimasi SGD, Adadelta, dan Adam Dalam Klasifikasi Hydrangea Menggunakan CNN,” *J. Sci. Soc. Res.*, Vol. 5, No. 2, Hal. 244–253, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>