Impelementasi Arsitektur Dengan Pemilihan Model *Transfer Learning Convolutional Neural Network* Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Kanker Kulit

Ajrana¹⁾, Armin Lawi²⁾, A. Muh Amil Siddik³⁾

^{1,2,3} Program Studi Sistem Informasi, Departemen Matematika, Universitas Hasanuddin ²Institut Teknologi B.J. Habibie, Parepare ¹ajrana 18h@student.unhas.ac.id, ²armin@unhas.ac.id, ²armin@ith.ac.id, ³amilsiddik@unhas.ac.id

Abstrak

Kulit merupakan lapisan tubuh manusia yang berfungsi untuk menutupi seluruh permukaan pada tubuh manusia. Kulit yang tidak terawat akan menimbulkan penyakit dan gangguan pada kulit diantara yaitu kanker kulit. Dalam mendiagnosis penyakit kanker kulit digunakan metode biopsi, Namun terdapat beberapa kekurangan biopsi diantaranya yaitu butuh persiapan yang panjang, waktu penyembuhan luka yang sedikit lama dan biaya yang mahal. Metode Deep Learning yang saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah Convolutional Neural Network (CNN). Dalam penelitian dilakukan pengklasifikasian kanker kulit dengan metode CNN dengan data yang digunakan merupakan data 9 kelas kanker kulit serta 1 kelas kulit sehat. Dalam membangun model klasifikasi penyakit kanker kulit digunakan kerangka kerja pemilihan model transfer learning. Dimana terdapat tiga model arsitektur yang digunakan yaitu VGG16, DenseNet121 dan NASNetMobile. Dari ketiga model yang digunakan, model VGG16 mendapat hasil akurasi tertinggi. hasil akurasi data train pada model arsitektur VGG16 yaitu sebesar 98%, dan data test sebesar 85%. Kemudian untuk DenseNet121 menghasilkan nilai akurasi pada data train sebesar 96% dan 68% untuk data test. Untuk model arsitektur NASNetMobile menghasilkan nilai akurasi pada data train sebesar 96% dan 68% untuk data test.

Kata kunci: Kanker Kulit, Convolutional Neural Network (CNN), Transfer Learning, VGG16, DenseNet121, NASNetMobile.

I. PENDAHULUAN

Kulit merupakan lapisan tubuh manusia yang sangat luas dan berfungsi untuk menutupi seluruh permukaan pada tubuh manusia. Oleh karena itu, mengingat pentingnya kulit sebagai pelindung organ tubuh, maka penting sekali untuk menjaga kesehatan kulit sejak usia dini. Kulit yang tidak terawat akan menimbulkan berbagai penyakit dan gangguan pada kulit diantara yaitu Kanker kulit [3].

Terdapat berbagai faktor penyebab timbulnya kanker kulit yaitu diantaranya Faktor peningkatan radiasi sinar ultraviolet, faktor genetik, pola hidup yang tidak sehat, dan infeksi human papillomavirus [3]. Penentuan penyakit kulit tidak boleh dilakukan secara sembarangan, karena penyakit kulit bisa sangat berbahaya bila terjadi kesalahan dalam perawatan dan penanganannya. Maka melalui fakta tersebut, deteksi dini merupakan salah satu cara untuk mengatasi penyakit kanker kulit. Akan tetapi, pakar dermatologis mengatakan bahwa adanya kesulitan dalam membedakan antara luka bakar dan tahi lalat. Dokter dermatologis dapat mendiagnosis kanker kulit dengan melalui proses biopsi. Biopsi adalah pengambilan sejumlah kecil jaringan tubuh manusia untuk pemeriksaan laboratorium yang bertujuan untuk mendeteksi adanya suatu penyakit[8]. Namun, terdapat beberapa kekurangan biopsi diantaranya yaitu butuh persiapan yang panjang, waktu penyembuhan luka yang sedikit lama dan biaya yang mahal. Proses ini akan sulit dilakukan di daerah yang tidak memiliki fasilitas kesehatan, karena prosesnya memerlukan teknologi yang canggih. Masalah ini menimbulkan ketertarikan dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit untuk memudahkan diagnosa secara klinis.

Metode Deep Learning yang saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia sehingga memiliki kemampuan mengolah [7].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Fu'adah dkk., menggunakan algoritma CNN dalam mengklasifikasikan dataset lesi kanker kulit dan lesi tumor jinak, menghasilkan kinerja dengan akurasi 99%, loss 0,0346 dan nilai presisi, *recall*, skor *F1-score* hampir 100%. Berdasarkan hasil performa, sistem menunjukkan bahwa model yang diusulkan adalah menjanjikan untuk digunakan sebagai alat untuk tenaga medis dalam menentukan diagnosis [2].

Berdasarkan penelitian-penelitian di atas, algoritma CNN telah banyak digunakan oleh para peneliti dalam menganalisis suatu objek, sebab algoritma ini telah diklaim sebagai model terbaik dalam menyelesaikan permasalahan pengenalan objek.

Maka dari itu, penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan menggunakan model *Transfer Learning* CNN pada dataset Kanker kulit. Sehingga peneliti memutuskan untuk membuat penelitian yang berjudul "Impelementasi Arsitektur Dengan Pemilihan Model *Transfer Learning Convolutional Neural Network* Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Kanker Kulit".

II. KAJIAN LITERATUR

A. Kanker Kulit

Kanker kulit merupakan suatu penyakit yang disebabkan oleh perubahan sifat-sifat penyusun sel kulit yang normal menjadi ganas. Pada tabel 1 dapat dilihat klasifikasi terhadap jenis kanker kulit beserta deskripsinya.

Tabel 1. Jenis dan deskripsi kanker kulit.

Penyakit	Deskripsi		
Actinic keratosis	Bercak kasar dan bersisik pada kulit yang disebabkan oleh paparan sinar		
	matahari selama bertahun-tahun.		
Basal Cell carcinoma	Benjolan lunak putih atau bercak bersisik coklat di bagian tubuh yang		
	terkena matahari, seperti wajah atau leher.		
Dermatofibroma	Benjolan bundar yang tumbuh dari bawah kulit yang dapat berwarna		
	merah, merah muda, coklat, abu-abu atau ungu.		
Healty Skin	Merupakan jenis kulit sehat yang dimana tidak ada tanda-tanda adanya sel		
	kanker.		
Melanoma	Bintik hitam pada kulit yang nampak seperti tahi lalat ataupun kotoran		
	biasa.		
Nevus	Bintik hitam atau cokelat menonjol yang biasa disebut tahi lalat, dapat		
	ditemukan pada bagian tubuh manapun.		
Pigmented benign keratosis	Benjolan seperti kutil pada permukaan kulit yang sering pada bagian		
	wajah, dada, bahu serta punggung.		
Seborrheic keratosis	Wujudnya berupa sisik lembut yang sedikit menonjol dengan warna coklat,		
	hitam atau coklat muda.		
Squamous Cell carcinoma	Benjolan besar pada kulit yang bisa mengeras atau berdarah pada bagian		
	tubuh yang terkena sinar matahari.		
Vascular lesion	Bercak yang dikenal dengan tanda lahir dengan warna merah yang		
	kemudian wamanya menjadi gelap seiring waktu.		

B. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu algoritma paling populer digunakan untuk deep learning, sebuah machine learning yang model pembelajarannya dikhususkan untuk melakukan klasifikasi langsung pada media dua dimensi seperti gambar, video, teks atau suara [5].



Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network

Pada gambar 1 merupakan gambar arsitektur dari Convolutional Neural Network. Secara umum tahapan klasifikasi citra di CNN dibagi menjadi dua bagian besar yaitu feature extractor dan classification/fully connected (ANN). Dimana tahap feature extractor berperan melakukan ekstraksi dari sebuah citra (image) menjadi sebuah features berupa angka-angka yang merepresentasikan citra tersebut, atau dengan kata lain input berupa citra dan output berupa features. Selanjutnya features yang dihasilkan dari tahap feature extractor ini masih berbentuk array multidimensi, sehingga sebelum masuk sebagai input ke tahap classification/fully connected (ANN) untuk dilakukan klasifikasi, perlu di-flatten terlebih dahulu yaitu mengubah bentuk array multidimensi tersebut kedalam sebuah vector (array satu dimensi).

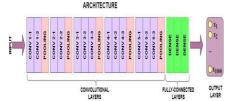
C. Transfer Learning

Transfer Learning adalah suatu Teknik atau metode yang memanfaatkan model yang sudah dilatih terhadap suatu dataset untuk menyelesaikan permasalahan lain yang serupa dengan cara menggunakannya sebagai starting point, memodifikasi dan meng-update parameternya sehingga sesuai dengan dataset yang baru [1].

D. Beberapa Arsitektur Model CNN

a. *VGG16*

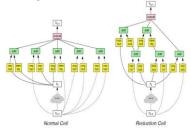
VGG16 adalah Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang banyak digunakan untuk ImageNet, VGG adalah singkatan dari Visual Geometry Group, dan '16' menyiratkan bahwa arsitektur ini memiliki 16 lapisan [6]. Arsitektur model VGG16 dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Model VGG16.

b. NASNetMobile

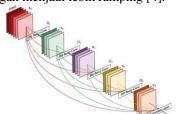
NASNet adalah sebuah model berdasarkan sebuah penelitian dengan cara mencari arsitektur blok terbaik pada sebuah dataset kecil, kemudian menyalin arsitektur terbaik yang ditemukan untuk selanjutnya digunakan pada dataset yang lebih besar yakni *ImageNet* [9].



Gambar 3. Cell pada NASNetMobile.

c. DenseNet121

DenseNet merupakan arsitektur model dengan karakteristik khusus yang disebut dengan dense block dimana pada blok tersebut setiap layer terhubung dengan semua layer secara langsung. Sebuah layer mengambil input dari output semua layer sebelumnya dan memberikan output untuk semua layer setelahnya hal tersebut memungkinkan jaringan menjadi lebih ramping [4].



Gambar 4. Dense Block.

E. Ukuran kinerja model

Confusion matrix

Pada pengukuran kineria sistem klasifikasi umumnya digunakan Confusion matrix untuk membandingkan hasil klasifikasi oleh sistem dengan hasil klasifikasi sesungguhnya.

Dengan Confusion matrix tersebut bisa diketahui parameter Accuracy, Precision, Recall dan F1score. Berikut adalah penjelasan dan rumus untuk masing-masing parameter tersebut:

i. Accuracy:

ii.
$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^{c} T_i}{N}$$
 (1) ii. $Precision$:

fon:
$$Precision(i) = \frac{T_i}{T_i + \sum_{j=1}^{c} F_{ij}}$$
 (2)

iii. Recall:

$$Recall(j) = \frac{T_i}{T_i + \sum_{i=1}^{c} F_{ij}}$$
 (3)

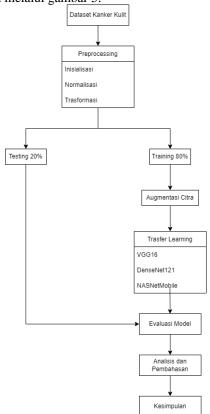
iv. F1-score:

F1-score =
$$\frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$
 (4)

III. METODE PENELITIAN

Tahapan Penelitian

Alur atau tahapan yang dilakukan pada penelitian ini digambarkan melalui gambar 5



Gambar 5. Alur Penelitian

Deskripsi data

Data yang digunakan yaitu dataset berupa citra kanker kulit. Dataset diambil dengan dua cara yaitu yang pertama mengunduh gambar kanker kulit di 2 sumber pada internet. Dataset di peroleh dari internet pada halaman kaggle dan diperoleh dari halaman International Skin Imaging Collaboration (ISIC). Kemudian sumber kedua diperoleh dengan mengumpulkan langsung dari masyarakat. Gambar yang diperoleh dari masyarakat merupakan gambar kulit sehat (*Healty Skin*).

Preprocessing

Data citra kanker kulit dimasukkan ke dalam sistem. Kemudian dilakukan inisialisasi berupa jumlah epoch, learning rate, batch size, image size directory dan input size. Dimana untuk epoch yang digunakan sebanyak 100, learning rate 0,0001, batch size 64. Untuk ukuran awal dari citra yang dimiliki sangat beragam, sehingga dilakukan resize dengan ukuran 224×224×3 piksel untuk masing-masing model arsitektur yang digunakan. Setelah itu data citra dikonversi menjadi array dan dinormalisasi dari rentang 0-255 menjadi rentang 0-1.

Pembagian Data

Setelah preprocessing, data akan dibagi menjadi data training dan data testing dengan perbanding 80% dan 20%, dengan jumlah citra pada data training sebanyak 2.400 dan pada data testing sebanyak 600 citra.

Augmentasi Citra

Setelah data dibagi menjadi 20% untuk testing dan 80% untuk training, pada data training sebanyak 80% tersebut dilakukan proses augmentasi data untuk mengurangi Overfitting dengan menghasilkan data yang mengandung noise yang menyebabkan model tidak condong terhadap data yang terlalu ideal.

Pelatihan Model

Setelah data sudah melalui preprocessing, maka selanjutnya masuk ke tahap pelatihan model CNN yang terdiri dari proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Penelitian ini menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG16, NASNetMobile, DenseNet121.

Evaluasi Model

Pada tahap ini, evaluasi model akan dilakukan dengan data testing. Confusion matrix digunakan untuk menghitung tingkat akurasi, presisi, recall, serta F1-score dalam mengklasifikasikan kanker kulit.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Deskripsi Data

Tabel 3 Dataset kanker kulit

No.	Jenis Penyakit	Jumlah Citra
1.	actinic keratosis	300
2.	basal Cell carcinoma	300
3.	Dermatofibroma	300
4.	melanoma	300
5.	nevus	300
6.	pigmented benign keratosis	300
7.	seborrheic keratosis	300
8.	Squamous Cell carcinoma	300
9.	Vascular lesion	300
10.	Healty Skin	300

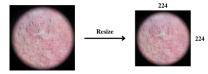
B. Preprocessing

Preprocessing adalah tahapan awal yang dilakukan sebelum mengolah citra. pada tahap awal dilakukan inisialisasi seperti yang dapat dilihat pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Inisialisasi hyperparameter

Model	Epoch	Learning	Batch	Input size
	_	rate	size	_
VGG16	100	0.0001	64	224×224×3
NASNetMobile	100	0.0001	64	224×224×3
DenseNet121	100	0.0001	64	224×224×3

Setelah dilakukan Inisialisasi *hyperparameter*, selanjutnya yaitu *resize* citra input. Gambar 6 merupakan ilustrasi hasil *resize* dengan *input* 224×224.



Gambar 6. Ilustrasi pada arsitektur VGG16, DenseNet121 dan NASNetMobile

Setelah dilakukan *resize* data, kemudian dilakukan normalisasi. Tujuan dari normalisasi untuk menggunakan seluruh *range* nilai *grayscale* agar diperoleh gambar yang lebih tajam dan juga jelas jika mata manusia melihatnya.

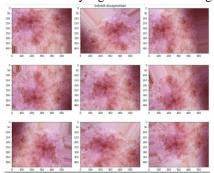
C. Splitting Data

Terdapat 3000 data citra kanker kulit yang digunakan dalam penelitian ini dengan perbandingan 80% untuk *training* dan 20% untuk testing dengan jumlah citra untuk *training* sebanyak 2400 dan jumlah citra untuk testing sebanyak 600 citra.

D. Augmentasi Citra

Setelah dilakukan resize dan *Splitting* data, maka selanjutnya data citra pada data *training* akan dilakukan augmentasi. Augmentasi citra merupakan teknik yang dilakukan oleh setiap algoritma machine learning dalam

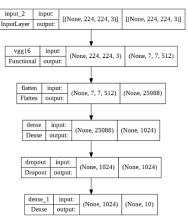
aplikasi pada sebuah klasifikasi, Pada gambar 7 menunjukkan bentuk citra yang telah dilakukan augmentasi.



Gambar 7. Citra hasil augmetasi

E. Implementasi Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)

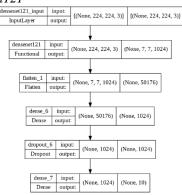
1. VGG16



Gambar 8. Arsitektur VGG16

Pada gambar 8 merupakan ringkasan arsitektur dari model VGG16, dengan input layer berupa gambar RGB dengan ukuran 224×224×3 pixel. lalu masuk pada tahap penggunaan model VGG16, pada model VGG16 terdapat beberapa layer yang digunakan model tersebut diantaranya yaitu layer convolution dan pooling layer.

2. DenseNet121

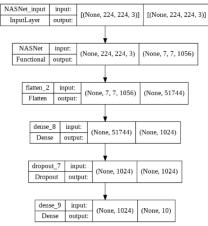


Gambar 9. Arsitektur DenseNet121

Pada gambar 9 merupakan ringkasan arsitektur dari model *DenseNet121*, dengan *input* layer berupa gambar RGB dengan ukuran 224×224×3 pixel. lalu masuk pada tahap penggunaan model *DenseNet121*,

pada model *DenseNet121* terdapat *layer* convolution, pooling layer, BatchNormalization dan concatenate.

3. NASNetMobile



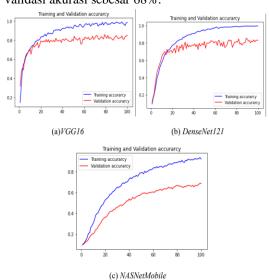
Gambar 10. Arsitektur NASNetMobile

Pada gambar 10 merupakan ringkasan arsitektur dari model *NASNetMobile*, dengan *input layer* berupa gambar RGB dengan ukuran 224×224×3 pixel. lalu masuk pada tahap penggunaan model *NASNetMobile*, pada model *NASNetMobile* terdapat *layer convolution*, *pooling layer*, *BatchNormalization*, *SeparableConv2D* dan *concatenate*.

F. Evaluasi model

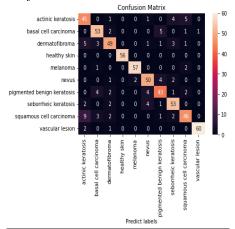
1. Akurasi

Kurva akurasi data *train* dan data *test* pada masing-masing model dapat dilihat pada gambar 11 dimana untuk masing-masing model *VGG16*, *DenseNet121*, *NASNetMobile* di *training* dengan 100 *epoch*. Pada model *VGG16* mencapai akurasi sebesar 98% dan validasi akurasi sebesar 85%, untuk model *DenseNet121* mencapai akurasi sebesar 99% dan validasi akurasi sebesar 82%, serta untuk model *NASNetMobile* mencapai akurasi sebesar 96% dan validasi akurasi sebesar 68%.



Gambar 11. kurva akurasi dari arsitektur VGG16, DenseNet121 dan NASNetMobile

2. Confusion matrix

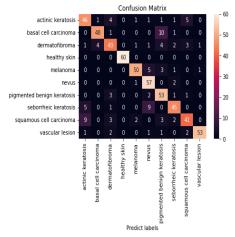


Gambar 12. *Confusion matrix* VGG16
Tabel 4 merupakan hasil evaluasi kinerja model yang berfokus pada tiap kelas berupa *precision*, *recall* dan *f1-score* dari model *VGG16*.

Tabel 4. Hasil evaluasi kinerja model arsitektur *VGG16*

	, 001		
Kelas	Precision	Recall	F1-score
Actinic keratosis	0.71	0.80	0.76
Basal Cell	0.83	0.85	0.84
carcinoma			
Dermatofibroma	0.82	0.78	0.80
Healty Skin	1.00	1.00	1.00
Melanoma	0.97	0.95	0.96
Nevus	0.83	0.85	0.84
Pigmented	0.78	0.77	0.77
benign keratosis			
Seborrheic	0.82	0.85	0.83
keratosis			
Squamous Cell	0.81	0.73	0.77
carcinoma			
Vascular lesion	0.98	0.95	0.97
	l	l	l

Berikut gambar *confusion matrix* untuk model *DenseNet121*.

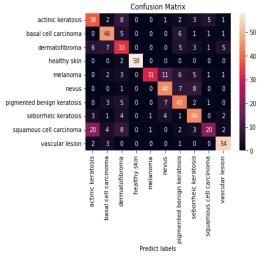


Gambar 13. *Confusion matrix* DenseNet121 Tabel 5 merupakan hasil evaluasi kinerja model yang berfokus pada tiap kelas berupa *precision*, *recall* dan *f1-score* dari model *DenseNet121*.

Tabel 5. Hasil evaluasi kinerja model arsitektur

DenseNet121			
Kelas	Precision	Recall	F1-score
Actinic keratosis	0.74	0.77	0.75
Basal Cell carcinoma	0.91	0.80	0.85
Dermatofibroma	0.75	0.72	0.74
Healty Skin	1.00	1.00	1.00
Melanoma	0.91	0.83	0.87
Nevus	0.75	0.95	0.84
Pigmented benign keratosis	0.71	0.88	0.79
Seborrheic keratosis	0.82	0.75	0.78
Squamous Cell carcinoma	0.79	0.68	0.73
Vascular lesion	0.96	0.88	0.92

Berikut gambar *confusion matrix* untuk model *NASNetMobile*.



Gambar 14. confusion matrix NASNetMobile Tabel 6 merupakan hasil evaluasi kinerja model yang berfokus pada tiap kelas berupa precision, recall dan f1-score dari model NASNetMobile.

Tabel 6. Hasil evaluasi kinerja model arsitektur

NASNetMobile			
Kelas	Precision	Recall	FI-
			score
Actinic keratosis	0.55	0.63	0.59
Basal Cell	0.68	0.77	0.72
carcinoma			
Dermatofibroma	0.48	0.55	0.51
Healty Skin	1.00	0.97	0.98
Melanoma	0.94	0.52	0.67
Nevus	0.66	0.73	0.69
Pigmented benign	0.58	0.70	0.64
keratosis			
Seborrheic	0.64	0.73	0.68
keratosis			
Squamous Cell	0.69	0.33	0.45
carcinoma			
Vascular lesion	0.82	0.90	0.86

G. Model Terbaik

Model terbaik dilihat dari hasil eksperimen dari ketiga mode; arsitektur model yang digunakan yaitu VGG16, DenseNet121 dan NASNetMobile. Dari hasil evaluasi berupa akurasi, presisi, recall, F1-score dan kurva ROC dapat disimpulkan bahwa model VGG16 merupakan model terbaik yang didapatkan dari eksperimen yang telah dilakukan.

V. KESIMPULAN

Dalam melakukan penelitian Data yang digunakan merupakan data 9 kelas kanker kulit serta 1 kelas kulit sehat (Healty Skin). Dimana dalam membangun model digunakan model VGG16, DenseNet121 dan NASNetMobile. Dari ketiga model yang digunakan, model VGG16 mendapat hasil akurasi tertinggi. hasil akurasi data train pada model arsitektur VGG16 yaitu sebesar 98%, sedangkan hasil untuk data test sebesar 85%. Kemudian untuk DenseNet121 menghasilkan nilai akurasi sebesar 99% untuk data train dan 82% untuk data test. Selanjutnya untuk model arsitektur NASNetMobile menghasilkan nilai akurasi pada data train sebesar 96% dan 68% untuk data test.

UCAPAN TERIMAKASIH

Semua pihak yang telah memberikan bantuan kepada penulis baik berupa materi dan non materi yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, terima kasih untuk bantuan dan dukungannya.

REFERENSI

- [1] Akçay, S., Kundegorski, M. E., Devereux, M., & Breckon, T. P.(2016). Transfer Learning Using Convolutional Neural Networks for Object Classification Within X-RAY Baggage Security Imagery. In 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 1057–1061.
- [2] Fu'adah, Y. N., Pratiwi, N. C., Pramudito, M. A., & Ibrahim, N. (2020). Convolutional Neural Network (CNN) for Automatic Skin Cancer Classification System. IOP Conference Series: Materials [3] [3] Science and Engineering, 982(1). https://doi.org/10.1088/1757-899X/982/1/012005
- [3] Hendaria, M. P., Asmarajaya, A., & Maliawan, S. (2015). Kanker Kulit. Fakultas Kedokteran Universitas Udayana., 1–17.
- [4] Huang, G., Liu, Z., van der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely Connected Convolutional Networks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition., 4700–4708. https://github.com/liuzhuang13/DenseNet.
- [5] Li, H., Wang, P., You, M., & Shen, C. (2018). Reading car license plates using deep neural networks. Image and Vision Computing, 72, 14–23. https://doi.org/10.1016/j.imavis.2018.02.002
- [6] Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. ArXiv Preprint ArXiv, 1409–1556. http://arxiv.org/abs/1409.1556
- [7] Suartika E.P, I. W., Wijaya, A. Y., & Soelaima, R. (2016). Klasifikasi Citra Menggunakan *Convolutional Neural Network* (Cnn) pada Caltech 101. JURNAL TEKNIK ITS, 5, A65–A69.
- [8] Wardhani, S. R. (2010). Biopsi dalam Bidang Dermatologi. Maranatha Journal of Medicine and Health, 5(1), 14–23.
- [9] Zoph, B., Vasudevan, V., Shlens, J., & Le, Q. v. (2017). Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition. http://arxiv.org/abs/1707.07012