

Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Anggur Menggunakan *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur *MobileNet*

1st Muhammad Asar Miter

Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

muhammadarsar@student.telkomuniver
sity.ac.id

2nd Sofia Saidah

Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

sofiasaidahsfi@telkomuniversity
.ac.id

3rd Syamsul Rizal

Fakultas Teknik Elektro

Universitas Telkom

Bandung, Indonesia

syamsul@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Anggur adalah buah yang berupa perdu merambat yang termasuk kedalam keluarga *vitaceae* yang hidup pada dataran rendah. Dalam 5 tahun terakhir sejak 2016 sampai 2021 produksi buah anggur di Indonesia bertambah setiap tahunnya yang berdampak positif terhadap perekonomian petani anggur. Penyebab baik dan buruk kualitas buah anggur yaitu jamur dan hama yang melekat pada tanaman anggur apabila tidak di cegah dan diobati akan mengalami penurunan kualitas rasa buah anggur dan bisa terjadinya gagal panen. Salah satu penyakit pada tanaman anggur yaitu penyakit pada daun anggur, penyakit daun pada tanaman anggur ini dapat dilihat secara kasat mata, tetapi memiliki kemiripan yang hampir sama, maka sulit dibedakan dari warna dan tekstur pada daun. Oleh karena itu pada penelitian ini dibuat sistem yang dapat mendeteksi dan mengklasifikasi penyakit pada daun tanaman anggur dengan otomatis. Penelitian ini merancang sebuah sistem otomatis yang digunakan untuk mengklasifikasi penyakit daun pada tanaman anggur menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNet*. Tahapan pada penelitian ini dimulai dengan menginput citra daun anggur dan melakukan *preprocessing*, lalu hasil dari proses *preprocessing* dilakukan pelatihan terhadap *optimizer*, tahap terakhir yaitu untuk mengklasifikasikan data citra menjadi 4 kelas yang terdiri dari *healthy*, *black rot*, *black measles* dan *isariopsis leaf spot*. *Preprocessing* yang digunakan *CLAHE* dan *gaussian filter* untuk *Optimizer* yang digunakan yaitu *SGD* dan *Adam*. Hasil akhir dari pengujian yang telah dilakukan menunjukkan bahwa *optimizer* terbaik yaitu *optimizer Adam* dengan menggunakan *preprocessing CLAHE* pada *learning rate 0.001* dan *epoch 50*, sehingga mendapatkan nilai akurasi yang cukup bagus yaitu *train accuracy 98,973%* dan *test accuracy 95,200%* dengan nilai *train loss 0.008* dan *test loss 0.018*. Selain itu hasil performansi sistem berupa akurasi rata rata *97.5%*, presisi *95.5%*, *recall 95%*, *F1-score 95.5%*.

Kata Kunci : Daun Anggur, *Convolutional Neural Network* (CNN), *MobileNet*, Penyakit daun, citra daun tanaman anggur.

I. PENDAHULUAN

Anggur adalah tanaman buah berupa perdu merambat yang termasuk kedalam keluarga *Vitaceae* yang hidup pada dataran rendah, tidak seperti tanaman lain, tanaman anggur merambat memerlukan musim kemarau yang panjang sekitar

47 bulan untuk tumbuh dengan baik dengan intensitas cahaya matahari cukup tinggi [1]. Tanaman anggur di perkenalkan ke Indonesia pada abad ke 17 oleh pemerintah Hindia Belanda. Anggur kaya akan vitamin A dan antioksidan yang dimana vitamin A ini bagus untuk kesehatan mata dan antioksidan yang berguna untuk menangkal kerusakan sel akibat radikal bebas.

Dalam 5 tahun terakhir dari tahun 2016 hingga 2021 produksi buah anggur di Indonesia selalu bertambah setiap tahunnya [2]. Hal ini berdampak positif terhadap petani anggur dikarenakan banyaknya permintaan buah anggur. Salah satu faktor penyebab baik dan buruknya kualitas buah anggur adalah penyakit pada buah anggur yaitu jamur dan hama.

Serangan Hama pada buah anggur dapat menyebabkan pertumbuhan tanaman anggur yang terganggu hingga 40-70%, buah menyusut, jumlah buah tidak maksimal, rasa buah tidak manis dan terjadi fase reproduksi[3]. Jamur dan mikroorganisme pada buah anggur dapat mempengaruhi peningkatan kualitas produksi anggur. Penyakit pada daun tanaman anggur pada umumnya ada 4 jenis yaitu campak hitam (*black measles*), bercak daun (*black rot*), hawar daun (*isariopsis leaf spot*) dan tungau (*mites*) [4].

Pada tugas akhir ini akan melakukan identifikasi dan mengklasifikasi penyakit pada daun tanaman anggur yang dimana penyakit pada daun tanaman anggur ini dapat dilihat secara kasat mata, dikarenakan memiliki kemiripan yang hampir sama maka sulit dibedakan dari warna dan tekstur pada daun. Untuk identifikasi dilakukan berdasarkan tekstur dan warna pada daun anggur, terdapat 4 kelas penyakit daun anggur yang dilakukan untuk mengklasifikasi pada daun anggur yaitu campak hitam daun (*black measles*), bercak daun (*black rot*), hawar daun (*isariopsis leaf spot*) dan daun sehat.

Metode yang digunakan pada penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNet*. Arsitektur *MobileNet* memiliki perbedaan dengan arsitektur yang lainnya yaitu penggunaan lapisan konvolusional dengan ketebalan filter yang sesuai dengan ketebalan gambar yang diinput. Konvolusi pada *MobileNet* terbagi 2 yaitu *depthwise convolution* dan *pointwise convolution*[5]. Manfaat dari penelitian ini yaitu memudahkan petani anggur untuk mengetahui jenis penyakit yang terjadi pada daun anggur, sehingga dapat mencegah kerusakan pada tanaman anggur.

II. KAJIAN TEORI

1. Tanaman Anggur

Anggur adalah tanaman buah berupa perdu merambat yang termasuk kedalam keluarga *Vitaceae* yang hidup pada dataran rendah, tidak seperti tanaman lain, tanaman anggur merambat memerlukan musim kemarau yang panjang sekitar 47 bulan untuk tumbuh dengan baik dengan intensitas cahaya matahari cukup tinggi [1]. tanaman ini juga diketahui mengandung senyawa yang berperan aktif dalam berbagai metabolisme tubuh serta mencegah pembentukan sel kanker dan berbagai penyakit lainnya [6].

Penyebab buruknya kualitas buah anggur adalah penyakit pada buah anggur yaitu serangan hama. Serangan hama pada buah anggur akan mengganggu pertumbuhan anggur hingga 40-70%, buah menyusut, rasa buah tidak manis dan terganggu fase pembuahan [3]. Jamur dan mikroorganisme pada buah anggur dapat mempengaruhi peningkatan kualitas produksi anggur. Penyakit pada tanaman anggur pada umumnya ada 4 jenis yaitu campak hitam (*black measles*), bercak daun (*black rot*) dan hawar daun (*isariopsis leaf spot*) [4].



a. *black measles* b. *black rot* c. *isariopsis leaf spot* d. *healthy*

Gambar 1.

citra penyakit daun anggur a. *black measles*[7], b. *black rot*[7], c. *isariopsis leaf spot*[7], d.*healthy*.

2. Python

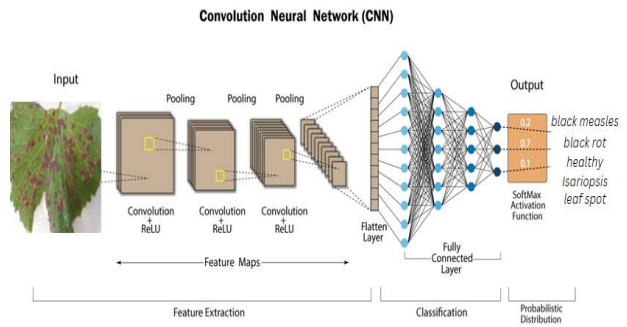
Phyton merupakan sebuah pemrograman yang dirancang oleh Guido van Rossum di rilis tahun 1991. Phyton digunakan untuk membantu para pemrogram menulis kode yang logis untuk proyek skala kecil dan besar[8].

3. Citra digital

Citra digital adalah sebuah gambar dua dimensi yang didapatkan dari citra *analog* kontinu menjadi gambar dengan proses sampling [9]. Pengolahan citra digital adalah ilmu yang mempelajari suatu citra itu akan dibentuk, diolah dan dianalisis sehingga mendapatkan informasi agar mudah dipahami oleh manusia. Pengolahan Citra digital berhubungan dengan peningkatan kualitas sebuah citra seperti peningkatan kontras warna, pergeseran warna, pemulihan gambar transformasi gambar (terjemahan, rotasi, skalageometri). Pemilihan gambar digital dengan properti terbaik untuk analisis, penyimpanan data yang dipersingkat dan dikompresi, transfer data dan waktu pemrosesan.[10].

4. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode *deep learning* yang memiliki jaringan yang lebih tinggi dan banyak di aplikasikan pada data pengenalan citra sehingga menghasilkan akurasi yang tinggi dan hasil yang baik [11]. CNN dapat digunakan untuk diagnosis data yang berbasis gambar yang dapat digunakan untuk mendiagnosa penyakit. CNN memiliki 2 fitur diantaranya *feature learning* dan *classification*. Pada *feature learning* terdapat *convolutional layer*, ReLU dan *pooling layer*. Pada *classification* terdapat *flatten*, *fully connected layer* dan *softmax*[12]



Gambar 2.

Arsitektur *Convolutional neural network* [13].

a. Convolutional Layer

Convolutional layer merupakan lapisan utama yang paling penting pada metode CNN. Pada lapisan ini melakukan konvolusi pada citra input dengan *filter* yang telah ditentukan tanpa merusak struktur citra input. Hasil dari lapisan ini adalah sebuah citra baru yang menunjukkan fitur pada citra inputan. Masing masing citra inputan akan menggunakan kernel *convolutional layer* pada proses tersebut. *Convolutional layer* ini terbuat dari beberapa *neuron* yang tersusun membentuk filter dengan panjang dan tinggi (pixel)[13].

Tabel 1
Operasi konvolusi

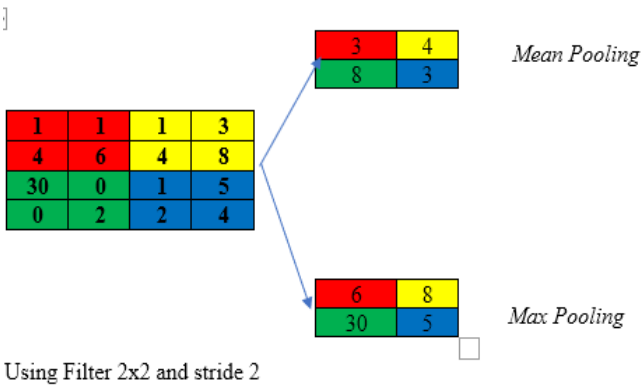
Image 6x6	Filter 3x3	Feature Map																																																													
<table border="1"> <tr><td>3</td><td>1</td><td>1</td><td>2</td><td>8</td><td>4</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>7</td><td>3</td><td>2</td><td>6</td></tr> <tr><td>2</td><td>3</td><td>5</td><td>1</td><td>1</td><td>3</td></tr> <tr><td>1</td><td>4</td><td>1</td><td>2</td><td>6</td><td>5</td></tr> <tr><td>3</td><td>2</td><td>1</td><td>3</td><td>7</td><td>2</td></tr> <tr><td>9</td><td>2</td><td>6</td><td>2</td><td>5</td><td>1</td></tr> </table>	3	1	1	2	8	4	1	0	7	3	2	6	2	3	5	1	1	3	1	4	1	2	6	5	3	2	1	3	7	2	9	2	6	2	5	1	\times <table border="1"> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> <tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr> </table> Stride 1	1	0	-1	1	0	-1	1	0	-1	$=$ <table border="1"> <tr><td>-7</td><td>-1</td><td>2</td><td>-7</td></tr> <tr><td>-9</td><td>1</td><td>-3</td><td>-8</td></tr> <tr><td>-1</td><td>3</td><td>-11</td><td>-4</td></tr> <tr><td>5</td><td>-1</td><td>-10</td><td>-1</td></tr> </table>	-7	-1	2	-7	-9	1	-3	-8	-1	3	-11	-4	5	-1	-10	-1
3	1	1	2	8	4																																																										
1	0	7	3	2	6																																																										
2	3	5	1	1	3																																																										
1	4	1	2	6	5																																																										
3	2	1	3	7	2																																																										
9	2	6	2	5	1																																																										
1	0	-1																																																													
1	0	-1																																																													
1	0	-1																																																													
-7	-1	2	-7																																																												
-9	1	-3	-8																																																												
-1	3	-11	-4																																																												
5	-1	-10	-1																																																												

Pada tabel 2.1 merupakan sebuah contoh proses konvolusi. Prosesnya diawali dari kotak yang berwarna biru. Filter biasanya disebut sebagai kernel yang bergerak dari sudut kiri atas sampai kesudut kanan bawah. Konvolusi ini bertujuan untuk menggabungkan beberapa data citra dan mengekstrak fitur berdasarkan citra masukan. Konvolusi ini dapat mempengaruhi data masukan secara *linier* sesuai dengan informasi pada data [14].

b. Pooling Layer

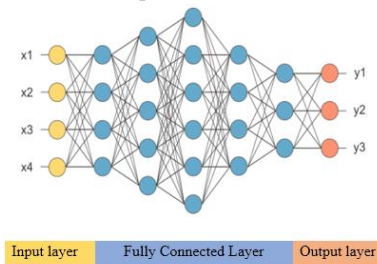
Pooling layer adalah *layer* ekstraksi setelah mengerjakan *convolution layer*. *Pooling layer* terbentuk dari filter dengan ukuran dan stride tertentu yang akan bergeser pada semua bagian. Pada pengolahan citra proses *pooling layer* ini bisa sebagai pengurangan ukuran matriks citra. Tujuan menggunakan *pooling layer* yaitu untuk mengurangi dimensi agar dapat mempercepat waktu komputasi akibat semakin sedikit parameter yang harus diperbaharui serta dapat mengatasi masalah *overfitting*.

Tabel 2
contoh *mean pooling* dan *max pooling*



c. Fully Connected Layer

Fully connected layer merupakan lapisan yang memiliki neuron aktivasi dari lapisan sebelumnya yang terhubung satu sama lain dan di ubah menjadi satu dimensi sebelum terhubung ke seluruh neuron fully connected layer. Tujuan dari proses fully connected layer ini adalah untuk mengolah data sehingga dapat di klasifikasikan. Neuron dari fully connected layer terhubung secara keseluruhan sedangkan neuron dari convolutional layer hanya terhubung ke suatu daerah tertentu dari input [14].



GAMBAR 3. Fully Connected Layer

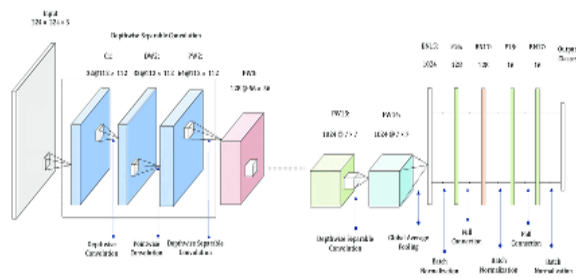
d. Rectified Linear Unit (ReLU)

Rectified Linear Unit (ReLU) adalah fungsi aktivasi untuk menormalkan nilai didapatkan pada convolutional layer. Contohnya jika ada nilai negatif dari hasil proses konvolusi maka nilai negatif tersebut akan menjadi 0. ReLU mempunyai kelebihan yaitu dapat memproses sebuah data yang berukuran besar dengan efisien, yang digunakan diantara convolutional layer dan pooling layer[18].

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

5. MobileNet

MobileNet adalah sebuah model arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang secara efisien dengan 2 set hyperparameter yang digunakan untuk membangun model yang kecil dan latensi rendah yang mudah di implementasikan pada perangkat mobile. Konvolusi pada MobileNet ini membagi konvolusi menjadi depthwise convolution dan pointwise convolution untuk mengurangi komputasi di layer awal [5]. Arsitektur ini memiliki ukuran weigh yang lebih kecil dan waktu komputasi yang lebih cepat sehingga dapat dengan mudah untuk di implementasikan sesuai kebutuhan aplikasi mobile [19].



Gambar 4 Arsitektur Mobile Net [20].

MobileNet dilandaskan dengan konvolusi depthwise yang dimana konvolusi depthwise itu merupakan konvolusi faktorial yang dilakukan perhitungan konvolusi standar menjadi konvolusi depthwise [5].

6. Preprocessing

Preprocessing merupakan tahap pengolahan citra asli sebelum citra tersebut diolah ke tahap selanjutnya. Preprocessing adalah suatu proses menghilangkan bagian yang tidak digunakan contohnya menghilangkan noise, mempertajam fitur, memperkecil dan memperbesar ukuran citra [21]. Pada tugas akhir ini menggunakan preprocessing CLAHE dan gaussian filter.

a. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

CLAHE menggunakan metode probabilitas tingkat keabuan untuk meningkatkan kontras pada citra digital dengan menetapkan nilai ke clip limit. Clip limit adalah batas maksimum histogram [22].

$$\beta = \frac{M}{N} \left(1 + \frac{\sigma}{100} (S_{max} - 1) \right) \tag{2}$$

Pada persamaan 2 diatas M adalah region size, untuk n adalah nilai dari grayscale (256) dan untuk alpha adalah sebuah clip factor yang berfungsi sebagai batas limit histogram yang bernilai 0 sampai 100. Pada histogram diatas nilai clip limit dianggap berlebih dikarenakan piksel yang didistribusikan untuk area sekitar bawah clip limit, sehingga nilai pada histogram merata [22].

b. Gaussian filter

Gaussian filter merupakan sebuah filter yang respon impuls seagai fungsi gaussian. Gaussian filter ini merupakan filter yang digunakan untuk mengolah citra yang bertujuan menghaluskan sebuah gambar, memperkecil noise gambar dan meningkatkan kualitas sebuah gambar [23].

$$G(X, Y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \tag{3}$$

Variabel alpha merupakan standar deviasi. Apabila nilai alpha besar maka jarak piksel dengan piksel lainnya akan lemah atau jauh tetapi untuk deteksinya (noise, tepi) akan bertambah bagus dan begitu pun sebaliknya apabila nilai dari alpha semakin kecil maka jarak antar piksel akan lebih besar atau dekat tetapi untuk deteksinya (noise, tepi, dsb) akan semakin lemah. Untuk (x,y) merupakan sebuah matriks filter gauss, pi(Pi) merupakan suatu konstanta yang bernilai 3,14 sedangkan untuk e merupakan konstanta bilangan yang bernilai 2.7182818284.

7. Optimizer

Optimizer adalah salah satu algoritma atau metode digunakan untuk meminimalkan kesalahan atau fungsi matematika yang bergantung pada parameter model yang dapat dipelajari yaitu bobot dan bias. Optimizer juga dapat mengurangi loss. Pada tugas akhir ini akan menggunakan SGD dan Adam.

a. Stochastic Gradien Descent (SGD)

Stochastic Gradien Descent (SGD) merupakan optimizer yang sederhana dan paling banyak digunakan untuk melakukan optimasi pada artificial neural network yang memerlukan waktu yang lama untuk mendekati konvergen. Kelebihan optimizer SGD adalah untuk mengurangi memori saat mendapatkan weight yang baru [24].

$$\theta = \theta - \alpha * \nabla J(\theta; x(i); y(i)) \tag{4}$$

θ adalah vektor beban model, α adalah learning rate yaitu besarnya langkah yang diambil pada setiap iterasi, $\nabla J(\theta; x(i); y(i))$ merupakan gradien dari fungsi biaya J terhadap vektor bobot θ pada sampel ke-i dengan fitur $x(i)$ dan label $y(i)$.

b. Adaptive moment estimation (ADAM)

Adaptive moment estimation adalah sebuah metode learning rate adaptif yang menghitung learning rate individu untuk parameter yang berlainan. Optimizer ini berlandaskan gradien orde pertama yang bekerja lebih baik secara komputasi dengan total memori yang kecil, tidak berubah terhadap perubahan skala gradien secara diagonal, dan direkomendasikan untuk menjalankan masalah yang besar dalam hal data dan parameter [25].

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \hat{m}_t \tag{5}$$

Dimana θ merupakan parameter bobot, α adalah learning rate, \hat{m}_t merupakan estimasi momentum bias yang diperbaiki pada saat dijalankan, \hat{v}_t adalah estimasi subgradien adaptif bias yang diperbaiki pada saat dijalankan.

8. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan metode untuk mengukur klasifikasi saat melakukan prediksi pada setiap bagian yang berbeda. Confusion matrix adalah tabel khusus untuk visualisasi kinerja algoritma [26]. Pada umumnya confusion matrix memperlihatkan suatu perbandingan hasil klasifikasi pada model dengan hasil klasifikasi yang semestinya.

TABEL 3
Confusion matrix

Data Input	Prediksi	
	Positive	Negative
Positive	TP	FN
Negative	FP	TN

Keterangan:

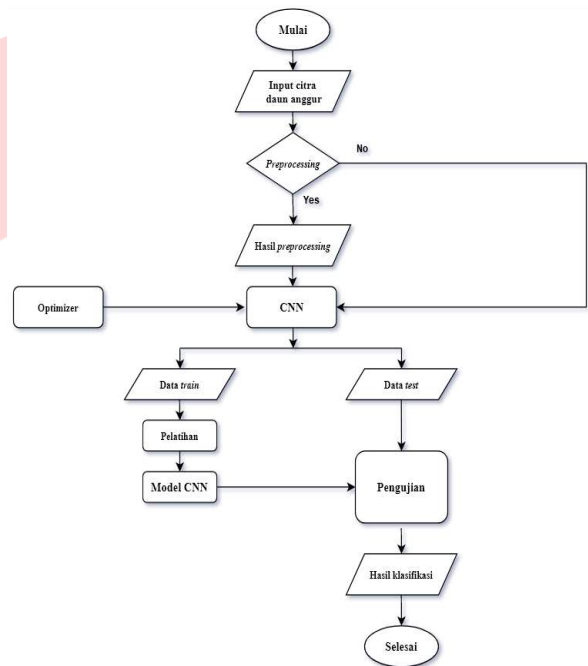
a. TP (True Positive) adalah data input positive yang diprediksi oleh sistem benar.

- b. TN (True Negative) adalah data input negative yang di prediksi oleh sistem salah.
- c. FN (False Negative) adalah data input positive namun diprediksi oleh sebagai data negative.
- d. FP (False Positive) adalah data input negative namun di prediksi oleh siste sebagai data positive.

III. MODEL DAN SISTEM PERANCANGAN

1. Alur Sistem

Pada tugas akhir ini peneliti akan merancang sebuah sistem klasifikasi penyakit daun anggur menggunakan metode CNN dengan arsitektur MobileNet.

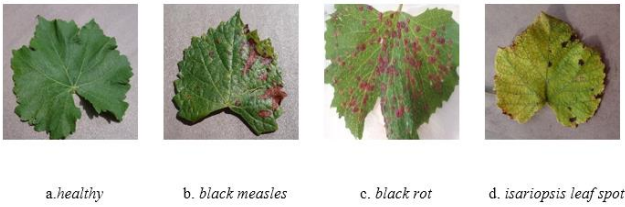


GAMBAR 5
Flowchart sistem

Berdasarkan gambar 3.1 diatas merupakan tahap dari perancangan untuk sistem klasifikasi penyakit daun pada tanaman anggur. Tahap pertama pada sistem ini yaitu masukan data inputan atau citra daun anggur yang dapat diakses melalui kaggle secara online. Setelah itu dilakukan tahap preprocessing, preprocessing yang digunakan CLAHE dan gaussian filter. Tujuan dilakukannya preprocessing untuk menghasilkan kualitas citra yang lebih baik. Kemudian dilakukan tahap pelatihan model menggunakan MobileNet dengan dua optimizer yaitu Adam dan SGD yang bertujuan untuk mempermudah mendapatkan ciri pada citra agar medapatkan hasil yang lebih optimal. Pada tahapan terakhir dilakukan klasifikasi data dari citra daun anggur menjadi 4 kelas, diantaranya daun anggur dalam keadaan healthy, black measless, black rot, isariopsis leaf spot.

2. Dataset

Pada tugas akhir ini dataset yang digunakan diperoleh dari Alex Lavae yang dapat di akses secara online pada kaggle. Kategori yang digunakan pada data set ini terdapat 4 kelas yaitu daun healthy, black measless, black rot, isariopsis leaf spot.



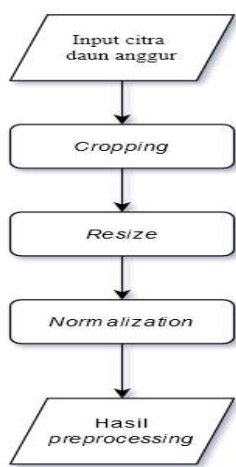
GAMBAR 6

citra daun anggur (a) healthy, (b) black measles, (c) black rot, (d) isariopsis leaf spot.

Total dataset yang digunakan sebagai pengetesan sebanyak 9000 citra dengan citra daun normal 2.250, citra black measles 2.250, citra black rot 2.250 dan citra isariopsis leaf spot 2.250.

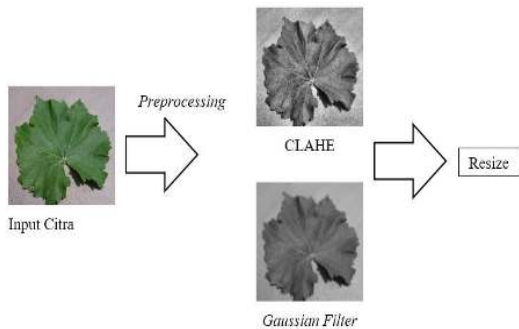
3. Preprocessing

Preprocessing adalah metode untuk menghilangkan noise atau bagian yang tidak digunakan pada gambar. Tujuan preprocessing agar data citra lebih mudah untuk di proses pada tahap selanjutnya.



GAMBAR 7 Tahap preprocessing.

Pada gambar 7 tahap pertama melakukan preprocessing yaitu input citra daun anggur lalu citra yang di input akan di cropping, cropping merupakan cara agar pengolahan citra menjadi mudah dengan menentukan objek yang akan digunakan sedangkan objek yang tidak dibutuhkan akan di potong atau dihilangkan sehingga akan mempermudah pengenalan citra. Selanjutnya setelah di cropping dilakukan proses resize, resize merupakan proses dimana citra dilakukan perubahan skala pada citra asli dengan ukuran 224x224, tahap terakhir dilakukan proses normalization, normalization merupakan sebuah proses mengurangi resolusi citra saat proses pengenalan citra dan j untuk meningkatkan akurasi pada pengenalan citra.



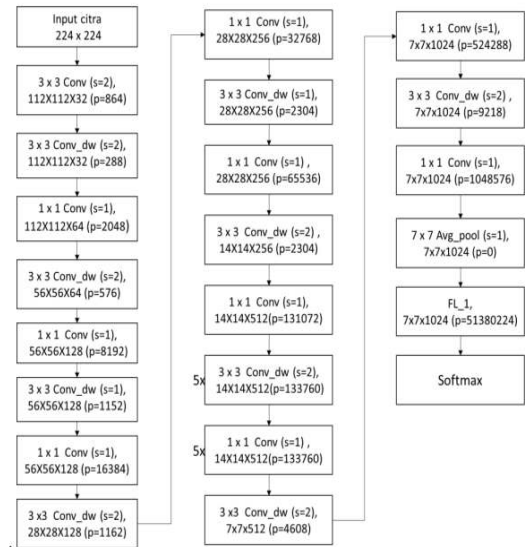
GAMBAR 8

Preprocessing menggunakan CLAHE dan gaussian filter

Pada gambar 8 merupakan langkah proses preprocessing, diawali dengan input citra daun anggur dan citra tersebut akan di proses dengan 2 macam preprocessing diantaranya CLAHE dan Gaussian filter. Pada preprocessing CLAHE akan memproses kontras pada citra. Preprocessing ini beroperasi untuk menetapkan nilai batas pada sebuah histogram sedangkan pada preprocessing Gaussian filter untuk menghaluskan dan meningkatkan kualitas citra. Output dari 2 preprocessing yang digunakan akan mendapatkan dua jenis gambar yang berbeda.

4. Pelatihan Model

Pelatihan model adalah proses pelatihan yang bertujuan untuk mengenali wujud lalu mengklasifikasikan sesuai kelas wujud tersebut. Pada tugas akhir ini jenis pelatihan model yang digunakan yaitu MobileNet.



GAMBAR 9 Arsitektur mobilenet

Pada gambar 9 menunjukkan MobileNet memiliki 27 layer convolutional layer, 1 pooling layer, 2 full connected layer dan terakhir diikuti dengan lapisan softmax. Conv diartikan sebagai convolution, sedangkan conv dw diartikan sebagai depthwise separable convolution, s = 1 diartikan sebagai stride 1, s = 2 diartikan sebagai s = 2. MobileNet membagi 2 layer konvolusi yaitu depthwise convolution dan pointwise convolution. Depthwise convolution digunakan sebagai filter tunggal per setiap saluran input, sedangkan untuk pointwise convolution membuat kombinasi linier dari output lapisan depthwise.

5. Parameter pengetesan

Performa sistem ini terdiri dari beberapa parameter yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Proses pada pengukuran parameter performa sistem ini menggunakan confusion matrix.

a. Confusion matrix

Confusion matrix merupakan pengukuran performa klasifikasi machine learning yang outputnya berupa 2 kelas dan lebih. Terdapat empat macam hasil proses klasifikasi pada confusion matrix yaitu True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative.

TABEL 4 Contoh confusion matrix

		Prediksi kelas			
		<i>Black measles</i>	<i>Black rot</i>	<i>Healthy</i>	<i>Isariopsis leaf spot</i>
Aktual kelas	<i>Black measles</i>	A11	A12	A13	A14
	<i>Black rot</i>	A21	A22	A23	A24
	<i>Healthy</i>	A31	A32	A33	A34
	<i>Isariopsis leaf spot</i>	A41	A42	A43	A44

Pada tabel 4 merupakan contoh *confusion matrix*. Pada A11 aktual kelas atau data input *black measles* di prediksi oleh sistem sebagai *black measles* maka diidentifikasi sebagai citra *black measles*, pada A12 aktual kelas *black measles* diprediksi *black rot* maka diidentifikasi sebagai citra *black rot*, A13 aktual kelas *black measles* diprediksi *healthy* maka diidentifikasi sebagai citra *healthy*, pada A14 aktual kelas *black measles* di prediksi *isariopsis leaf spot* maka diidentifikasi sebagai citra *isariopsis leaf spot*.

b. Akurasi

Akurasi merupakan suatu kondisi untuk menentukan seberapa cocok sistem untuk mengklasifikasikan dengan benar. Akurasi bisa disebut juga sebagai tingkat kedekatan nilai yang terprediksi dengan nilai yang sebenarnya.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (6)$$

c. Presisi

Presisi merupakan keakuratan antara sebuah data yang diminta dengan hasil prediksi pada sistem. Tujuannya mencari berapa banyak data yang benar benar positif dari semua kelas positif yang telah di prediksi dengan benar.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

d. Recall

Recall merupakan rasio prediksi benar *positive* dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar *positive* atau sebuah peluang kasus dengan kategori positif yang dengan tepat diprediksi positif.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

e. F1-Score

F1-Score atau F-measure adalah sebuah *harmonic mean* dari nilai recall dan presisi. Nilai tertinggi pada F1-Score adalah 1 dan nilai terendahnya adalah 0, apabila F1-Score mendapatkan nilai yang baik bisa dikatakan bahwa model klasifikasi itu mempunyai recall dan presisi yang bagus.

f. Desain kebutuhan sistem

Untuk merancang sistem klasifikasi penyakit daun tanaman anggur menggunakan perangkat keras dan perangkat lunak dengan spesifikasi perangkat keras sebagai berikut.

1. Sistem model: ASUS X550V.
2. Processor: Intel(R) Core (TM) i7-7700HQ 2.8GHz (8 CPUs), TurboBoost maksimal 3,8GHz.
3. RAM: 8.00gb.

Spesifikasi perangkat lunak sebagai berikut.

1. Windows 10 Pro 64-bit.
2. *Software Python 3.8 dan Pycharm.*

IV. HASIL DAN ANALISIS

Bab ini berisi tentang hasil data dari proses klasifikasi penyakit pada daun tanaman anggur menggunakan metode CNN dengan arsitektur *MobileNet*.

1. Skenario Pengerjaan

Skenario pengujian dalam Tugas Akhir ini terdapat 4 skenario. Hasil terbaik pada tiap skenario akan diujikan lagi pada skenario selanjutnya dan dilakukan analisis untuk mendapatkan model terbaik. Berikut rancangan skenario yang akan dilakukan pada tugas akhir.

a. Skenario 1

Skenario 1 dilakukan pengujian pengaruh terhadap *optimizer* yang bertujuan untuk mendapatkan *optimizer* yang paling optimal terhadap akurasi sistem yang dimana *optimizer* yang diuji yaitu *optimizer Adam dan SGD*.

b. Skenario 2

Skenario 2 dilakukan pengujian pengaruh pada *preprocessing* pada citra sebelum melakukan klasifikasi. *Preprocessing* yang diujikan yaitu CLAHE dan *Gaussian* yang bertujuan untuk mendapatkan *preprocessing* terbaik yang dapat meningkatkan akurasi pada sistem.

c. Skenario 3

Skenario 3 dilakukan pengujian pengaruh epoch terhadap akurasi sistem. Menggunakan 3 nilai epoch yaitu 30,50,70 yang bertujuan apakah jika nilai epoch semakin besar maka mendapatkan akurasi sistem yang lebih baik atau sebaliknya.

d. Skenario 4

Skenario 4 ini dilakukan pengujian dari skenario 1 sampai skenario 3 terlebih dahulu dan mencari skenario terbaik dari hasil pengujian sebelumnya lalu dilakukan pengujian pada performansi sistem. Parameter yang dibandingkan ada 4 yaitu recall , presisi , akurasi dan F1 score.

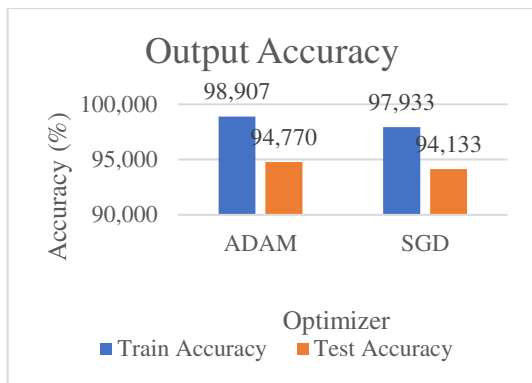
2. Analisis pengujian

Setelah melakukan pengujian terhadap setiap skenario, didapatkan hasil pengujian sebagai berikut :

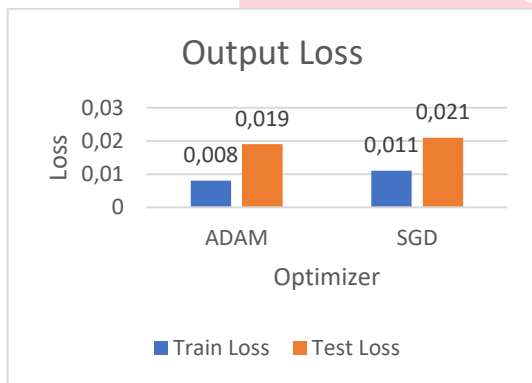
a. Hasil pengujian terhadap fungsi *optimizer*

Dalam skenario 1 pengujian terhadap pengaruh *optimizer*. *Optimizer* yang dites adalah Adam dan SGD. Pada pengujian ini menggunakan *batch size 32 dan learning rate 0.001*.

$$F1 - \text{Score} = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Presisi}}{\text{Recall} + \text{Presisi}} \quad (9)$$



GAMBAR 10 Hasil pengetesan pengaruh *optimizer* terhadap akurasi



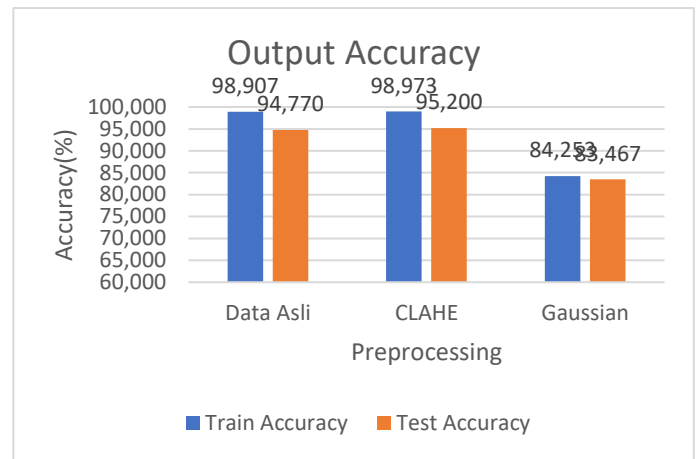
GAMBAR 11 Hasil pengetesan pengaruh *optimizer* terhadap *loss*

Pada gambar 10 untuk hasil akurasi terbaik terdapat pada *optimizer* Adam dengan nilai *train accuracy* 98,907% dan *test accuracy* 94,770% sedangkan *optimizer* SGD menghasilkan nilai *train accuracy* 97,933% dan *test accuracy* 94,133 %. Untuk hasil pengetesan pengaruh *optimizer* terhadap *loss* dapat dilihat pada gambar 11, *optimizer* adam menghasilkan nilai *train loss* 0.008 dan *test loss* 0.019. untuk *optimizer* SGD menghasilkan nilai *train loss* 0.011 dan *test loss* 0.021.

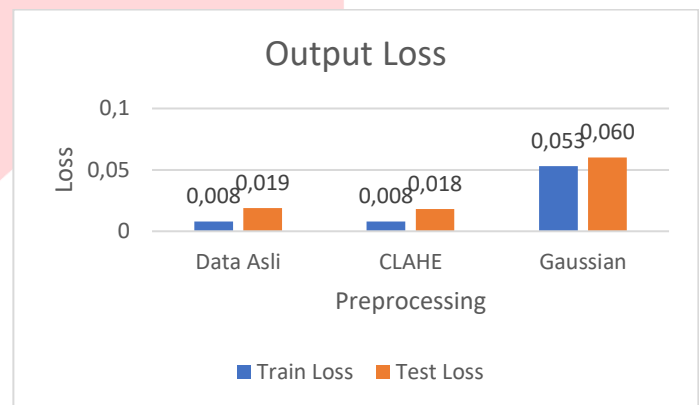
Dari hasil pengetesan pada gambar 10 dan 11 disimpulkan bahwa *optimizer* adam merupakan *optimizer* paling baik untuk penelitian klasifikasi penyakit daun pada tanaman anggur menggunakan metode *convolutional neural network* dengan arsitektur *MobileNet*. Alasan *optimizer* Adam bagus untuk penelitian klasifikasi dikarenakan *extension* dari *optimizer* SGD didasarkan pada estimasi adaptif. Pada *Optimizer* Adam dapat melakukan penyimpanan *gradien* pada proses sebelumnya secara *exponential* yang dapat menghasilkan nilai hasil yang lebih optimal.

b. Hasil Pengetesan terhadap *preprocessing*

Pada skenario 2 dilakukan pengetesan terhadap pengaruh *preprocessing* pada citra. Pada pengetesan ini menggunakan 2 *preprocessing* yaitu *CLAHE*, *gaussian filter*. Pada pengetesan ini menggunakan parameter terbaik pada proses pengetesan *optimizer* yaitu pada *epoch* 50, *batch size* 32 dan *learning rate* 0.001



GAMBAR 12 Hasil pengetesan pengaruh *preprocessing* terhadap akurasi.



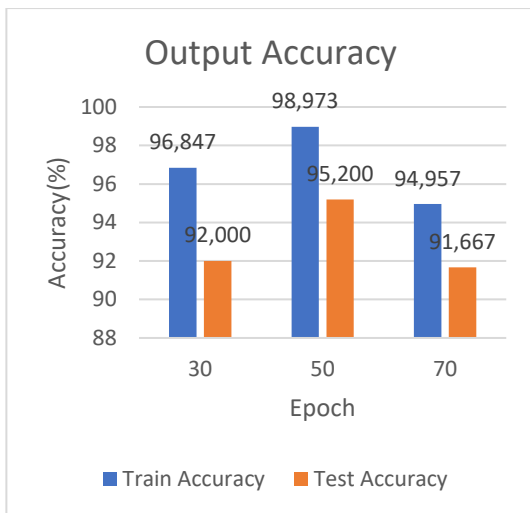
GAMBAR 13 Hasil pengetesan pengaruh *preprocessing* terhadap *loss*.

Pada gambar 12 nilai dengan akurasi tertinggi diperoleh pada saat menggunakan *preprocessing* CLAHE dengan hasil *train accuracy* 98,973% dan *test accuracy* 95,200%. Pada pengetesan pengaruh *preprocessing* terhadap *loss* pada gambar 13 mendapatkan *loss* terendah pada saat penggunaan *preprocessing* CLAHE dengan nilai *train loss* 0.008 dan *test loss* 0.018.

Dari hasil pengetesan disimpulkan bahwa *preprocessing* merupakan suatu proses yang dapat mengoptimalkan nilai akurasi dan memperkecil nilai *loss* pada sistem. CLAHE merupakan *preprocessing* terbaik untuk pengetesan klasifikasi penyakit daun pada tanaman anggur menggunakan metode CNN dengan arsitektur *MobileNet* dikarenakan *preprocessing* CLAHE ini dapat meningkatkan kualitas pada citra dengan kontras yang rendah sehingga akan mengalami peningkatan intensitas pada warna dan bagian daun yang terdapat penyakit akan terlihat dengan jelas.

c. Hasil pengetesan terhadap pengaruh jumlah *epoch*

Pada skenario ini melakukan pengetesan pengaruh jumlah *epoch* terhadap performa sistem. Terdapat 3 perbandingan *epoch* yaitu *epoch* 30, *epoch* 50 dan *epoch* 70. Pengetesan ini menggunakan hasil pengetesan yang menggunakan *optimizer* adam dan *preprocessing* CLAHE dengan *learning rate* 0.001 dan *batch size* 32.



GAMBAR 14 Hasil pengetesan jumlah epoch terhadap akurasi.

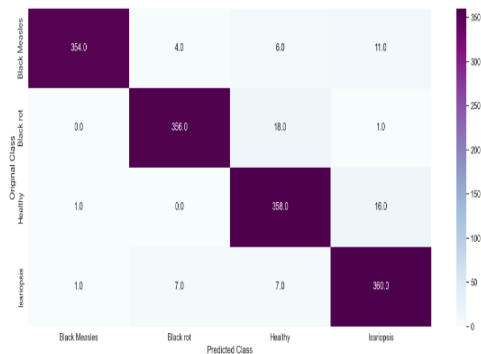


GAMBAR 15 Hasil pengetesan jumlah epoch terhadap loss.

Berdasarkan data pada gambar 14 dan 15 disimpulkan kenaikan jumlah epoch pada pengetesan berpengaruh terhadap nilai akurasi. Semakin besar nilai suatu epoch yang digunakan tidak memperoleh akurasi yang lebih baik. Maka besar epoch tidak berbanding lurus dengan akurasi. Pada epoch 30 menghasilkan train accuracy 96,847% dan test accuracy 92,000%. Pada epoch 50 terjadi peningkatan dengan nilai train accuracy 98,973% dan test accuracy 95,200% dan Pada epoch 70 terjadi penurunan accuracy dengan nilai train accuracy 94,957% dan test accuracy 91,667% dan juga terjadi pada nilai loss yang diperoleh.

d. Hasil pengetesan performa sistem

Pada skenario 4 ini melakukan pengetesan pada perfomansi sistem yang menggunakan 4 parameter yaitu akurasi, presisi, recall dan F-1 score. Pada pengetesan ini memakai hasil terbaik dari setiap skenario sebelumnya diantaranya optimizer Adam, preprocessing CLAHE, epoch 50, batch size 32, learning rate 0.001 dengan jumlah total 9000 gambar.



GAMBAR 16 Hasil Confusion matrix

Pada gambar 16 menunjukkan hasil pengetesan yang dijalankan oleh sistem. Terdapat pengetesan 4 kategori citra penyakit daun anggur yaitu *black measles*, *black rot*, *healthy* dan *isariopsis leaf spot* dengan total 1500 citra dan masing masing kategori berjumlah 375 citra. Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa sistem bekerja cukup baik saat melakukan identifikasi pada kategori *isariopsis leaf spot* dimana memperoleh hasil benar sebanyak 360 citra dan 15 citra salah, pada kategori *black measles* sistem sulit mendeteksi dimana hanya memperoleh hasil 354 citra benar dan 21 citra salah.

TABEL 5 Performa sistem klasifikasi penyakit daun pada tanaman anggur

Kelas	Presisi	Recall	F1-score
<i>Black measles</i>	99%	94%	97%
<i>Black rot</i>	97%	95%	96%
<i>Healthy</i>	92%	95%	94%
<i>Isariopsis Leaf Spot</i>	93%	96 %	94%

Berdasarkan tabel 5 diatas hasil yang didapatkan pada saat pengetesan klasifikasi penyakit pada daun anggur menggunakan CNN dengan arsitektur *MobileNet* memiliki akurasi rata rata 97,5%, presisi 95,5%, recall 95% dan F1-score 95.5%. Dari data tersebut menunjukkan kinerja arsitektur *MobileNet* dalam penelitian ini berjalan cukup baik dalam mengklasifikasikan penyakit daun tanaman anggur.

V. KESIMPULAN

Pada tugas akhir ini peneliti telah merancang sebuah model klasifikasi penyakit daun pada tanaman anggur menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNet*. Hasil akhir tugas akhir ini adalah mengetahui bagaimana kinerja saat menggunakan model *Convolutional Neural Network* dengan menggunakan arsitektur *MobileNet* sudah cukup baik dalam mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman anggur. Parameter yang digunakan yaitu menggunakan parameter terbaik dari setiap skenario yang telah di uji diantaranya optimizer Adam, preprocessing CLAHE, epoch 50, batch size 32 dan learning rate 0,001 sehingga mendapatkan nilai akurasi yang bagus yaitu train accuracy 98,973% dan test accuracy 95,200% dengan nilai train loss 0.008 dan test loss 0.018. Selain itu hasil performansi sistem berupa akurasi rata rata 97.5%, presisi 95.5%, recall 95% dan F1-score 95.5%.

REFERENSI

- [1] K. Prihatman, "Budidaya Pertanian: Anggur," Sistem Informasi Manajemen Pembangunan di Pedesaan, BAPPENAS., pp. Hal 1-3, 2000.
- [2] "Produksi tanaman buah-buahan ,"Badan Pusat Statistik,2021 <https://www.bps.go.id/indicator/55/62/1/produksi-tanaman-buah-buahan.html>. [Accessed: 21-November-2022].
- [3] P. I. Hidayati, "Analisis hama pada tanamana anggur dengan pendekatan metode CF (Certainty Factor) berbasis mobile Android," SMATIKA Jurnal, vol. 8, no. 1, pp. 9–17, 2018.
- [4] Xie, X., Ma, Y., Liu, B., He, J., Li, S., Wang, H., 2020, A Deep-Learning-Based Real-Time Detector for Grape Leaf Diseases Using Improved Convolutional Neural Networks, *Frontiers in Plant Science*, Vol. 11, pp 1-14.
- [5] G. Howard, M. Zhu, B. Chen, D. Kalenichenko, W. Wang, T. Weyand, . M. Andreetto and H. Adam, "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision," *Computer Science*, 2017.
- [6] Lange DW, Wiel A van de DW. 2004. Drink to prevent: review on the cardioprotective mechanisms of alcohol and red wine polyphenols. *Semin Vasc Med* 4(2):173–86.
- [7] A,Lavae"Kaggle,"17mei2021[Online]. <https://www.kaggle.com/datasets/lavaman151/plantifydr-dataset> Available: [Accessed 21 11 2022].
- [8] "A Python Book: Beginning Python, Advanced Python, and Python Exercises".web.archive.org. 2012-06-23. Diakses tanggal 27-11-2022.
- [9] R. Kusumanto and A. N. Tompunu, "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK MENDETEKSI OBYEK MENGGUNAKAN PENGOLAHAN WARNA MODE LNORMALISASI RGB," *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011 (Semantik 2011)*, vol. 1, no. 1, pp. 1-7, 2011.
- [10] N. Z. Munantri, H. Sofyan and M. Y. F, "APLIKASI PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI," *TELEMATIKA*, vol. 16, no. 2, p. 97 – 104, 2019.
- [11] W.S. Eka Putra "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network pada Caltech,"*Jurnal Teknik ITS*,vol.5,p.101,2016.
- [12] F. LI, H. CHEN, . Z. LIU, X.-D. ZHANG, M.-S. JIANG, Z.-Z. WU and K.- Q. ZHOU, "Deep learning-based automated detection of retinal diseases using optical coherence tomography images," *Biomedical Optic Express*, vol. 10, no. 12, pp. 6204-6226, 2019.
- [13] Q. Lina, "Apa itu Convolutional Neural Network?," *Medium*,02-Jan-2019.[Online].Available: <https://medium.com/@16611110/apa-itu-convolutional-neural-network-836f70b193a4>. [Accessed: 14-Jan-2023].
- [14] A. Peryanto, A. Yudhana dan R. Umar, "Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network," *Jurnal Format*, vol. 8, no. 2, pp. 138-147, 2019
- [15] Saha, S. (2018). *A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks*. Diambil 5 September 2019,dari <https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-toconvolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53>.
- [16] Suyanto. (2018). *Machine Learning Tingkat Dasar dan Lanjut*. Bandung: Informatika Bandung.
- [17] Kotakode.com,"Kotakode.com.[Online]. Available: [https://kotakode.com/blogs/2707/Convolutional-Neural-Network-\(CNN\)](https://kotakode.com/blogs/2707/Convolutional-Neural-Network-(CNN)). [Accessed: 14-Jan-2023].
- [18] A. Yusuf, R. C. Wihandika and C. Dewi, "Klasifikasi Emosi Berdasarkan Ciri Wajah Menggunakan Convolutional Network," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 11, pp. 10595-10604, 2019.
- [19] W. Wang, Y. Hu, T. Zou, H. Liu, J. Wang dan X. Wang, "A New Image Classification Approach Via Improved MobileNet Models With Local Receptive Field Expansion In Shallow Layers," *Hindawi*, vol. 1, no. 1, pp. 1-10, 2020.
- [20] akademi-ai, "Deep learning: Object detection menggunakan tensorflow,"*Medium*,18-Oct 2020. [Online] .Available: <https://akademai.medium.com/deep-learning-object-detection-menggunakan-tensorflow-perbandingan-arsitektur-ssd-mobilenet-dan-262070176da8>. [Accessed: 21-Jan-2023].
- [21] R. S. Bahri and I. Maliki, "Perbandingan Algoritma Template Matching dan Feature Extraction pada Optical Character Recognition", *Jurnal Komputer dan Informatika*, 2012, Vol. 1, pp. 29-35
- [22] Rai, Rajesh Kumar.; Gour,Puran.;& Singh,Balvant, 2012, Underwater Image Segmentation using CLAHE Enhancementand Thresholding, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*.
- [23] F. Prasetyo, "Penerapan Gaussian Filterpada Edge Detection," *Informatika ITB*, 2016.
- [24] S. Ruder, "An overview of gradient descent optimization algorithms," *arXiv*, 2017.
- [25] D. P. Kingma and J. L. Ba, "ADAM: A METHOD FOR STOCHASTIC OPTIMIZATION," *ICLR*, 2015.
- [26] Stehman, Stephen V. (1997). "Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy". *Remote Sensing of Environment*. 62 (1): 77–89.