

KLASIFIKASI JENIS CITRA DAUN MANGGA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

¹Fitrianingsih, ²Rodiah

^{1,2}Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma

¹Jl. Margonda Raya 100, Depok 16424, Jawa Barat

¹fitrianingsih@staff.gunadarma.ac.id, ¹rodiah@staff.gunadarma.ac.id,

Abstrak

Jenis mangga dapat ditentukan berdasarkan karakteristik daun seperti bentuk, tekstur, dan warna dari daun tersebut. Tujuan penelitian ini adalah mengklasifikasikan citra daun mangga menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN). Dataset citra daun yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 3 jenis mangga sebanyak 1761 citra yaitu mangga golek, mangga harum manis, dan mangga manalagi. Rasio pembagian data yang digunakan adalah 9:1, dengan 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data validasi. Arsitektur model CNN yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 4 lapisan konvolusi yang diikuti dengan maxpooling pada setiap lapisan konvolusinya. Pelatihan dilakukan sebanyak 60 epochs karena memiliki nilai akurasi yang paling baik. Nilai akurasi model pada tahap pelatihan mencapai 97,72% atau dapat mengidentifikasi 1549 citra daun mangga dengan benar dari total 1585 citra yang ada. Nilai akurasi model pada tahap validasi mencapai nilai 89,20% atau dapat mengidentifikasi 157 citra daun mangga dengan benar dari total 176 citra yang ada.

Kata Kunci: Akurasi, CNN, Daun, Klasifikasi, Mangga

Abstract

The type of mango can be determined based on leaf characteristics such as shape, texture, and color of the leaves. The purpose of this study was to classify the mango leaf image using the Convolutional Neural Network (CNN) model. The leaf image dataset used in this study consisted of 3 types of mango totaling 1761 images, namely mango golek, mango fragrant sweet, and mango manalagi. The data sharing ratio used was 9: 1, with 90% for training data and 10% for validation data. The CNN model architecture used in this study consists of 4 convolutional layers followed by maxpooling at each convolutional layer. The training was carried out as many as 60 epochs because it had the best accuracy value. The accuracy value of the model at the training stage reaches 97.72% or it can correctly identify 1549 images of mango leaves from a total of 1585 existing images. The accuracy value of the model at the validation stage reached a value of 89.20% or it could correctly identify 157 mango leaf images from a total of 176 existing images.

Keyword: Accuracy, CNN, Leaf, Classification, Mango

PENDAHULUAN

Di Indonesia, terdapat beragam jenis pohon yang tumbuh, dan memiliki ukuran berbeda beda. Pohon- pohon tersebut ditanam dengan berbagai manfaat, seperti untuk kawasan hutan, melakukan reboisasi, hingga

pohon tersebut dapat dijadikan sebagai tumbuhan pribadi yang dapat ditanam di halaman rumah, salah satunya adalah pohon mangga. Mangga (*Mangifera indica* L.) merupakan tanaman yang berasal dari genus *Mangifera* [1] dengan ordo Sapindales dalam keluarga Anacardiaceae, yang merupakan

spesies keluarga tanaman tropis. Pohon mangga memiliki ratusan kulivar yang tersebar diseluruh dunia, dimana Asia memiliki lebih dari 500 varietas yang sudah diklasifikasi dengan 69 spesies [1] yang terbatas pada daerah tropis. Pohon mangga tumbuh dari biji yang dikenal sebagai bibit dan dapat tumbuh dengan ukuran sedang hingga besar, dengan tinggi dari 10 meter sampai 40 meter, dengan kulit yang berwarna abu-abu kecoklatan hingga kehitaman, dengan akar yang tidak bercabang dan memiliki panjang dari 6-8 meter [2]. Pohon mangga memiliki daun yang tergolong tunggal karena pada tangkai daunnya hanya terdapat satu helaian saja, dengan warna daun yang bervariasi. Proses klasifikasi pada pohon mangga dapat dilakukan untuk mengklasifikasi jenis – jenis mangga yang ada, sehingga dapat memudahkan untuk mengenali pohon mangga, terutama pohon yang belum menghasilkan buah.

Klasifikasi pada sebuah mangga, dapat dilakukan dengan mengambil sebuah sampel yang akan diklasifikasi dengan melihat kemiripan yang ada, salah satunya dapat dilakukan dengan menggunakan daun. Daun memiliki sebuah karakteristik tersendiri pada sebuah mangga [3], sehingga dapat diambil beberapa fitur yang akan digunakan untuk proses klasifikasi, seperti bentuk, tekstur, dan warna dari daun tersebut. Peneliti menggunakan daun mangga karena memiliki karakteristik yang berbeda [4] antara satu jenis dengan jenis yang lainnya, seperti

bentuk daun pada mangga golek, mangga harum manis, dan mangga manalagi.

Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan citra daun adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian terkait pengidentifikasian jenis tanaman berdasarkan daun menggunakan CNN sudah dilakukan oleh beberapa peneliti terdahulu. Penelitian [5] mengimplementasikan CNN untuk mendeteksi struktur daun dengan 44 spesies yang didapat dari *MK Leaf Dataset*, dimana setiap ukuran citra *dirresizing*. Modul yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 3 jenis, yaitu Basic CNN, AlexNet, dan GoogleNet dengan menghasilkan akurasi sebesar 95%.

Penelitian [6] menggunakan CNN untuk mengidentifikasi jenis tanaman berdasarkan citra daun menggunakan *dataset* Flavia dengan bentuk yang beragam. Model yang digunakan berupa arsitektur gabungan dari modul Inception dan GoogleNet, dimana citra yang digunakan telah di-*resize* dari 1600 x 1200 menjadi 299 x 299 piksel. Penelitian [6] melakukan augmentasi *multi-scale* dengan *learning framework* yang menggunakan TensorFlow r0.10 dengan hasil tingkat akurasi sebesar 99,6% untuk model 1 dan 99,8% untuk model 2.

Penelitian [7] mengimplementasikan CNN untuk identifikasi jenis tanaman berdasarkan citra daun dengan metode *transfer learning* dan *Caltech-256 dataset*. Setiap *network* yang digunakan dilatih dengan 32 *batch* menggunakan *Nesterov solver*

dengan momentum 0.95. Inputan citra yang diberikan memiliki 300 x 300 x 3 piksel, dimana 3 sebagai *channel* warna yang digunakan, yaitu merah, hijau, biru (RGB) dan menggunakan *preprocessing* citra yang di-*crop* menjadi data *augmentation*. Penelitian [7] menghasilkan akurasi sebesar 99%.

Penelitian [8] menggunakan CNN dengan MNIST *dataset* dimana citra yang digunakan dalam bentuk *grayscale* sebagai input. Dimensi citra yang digunakan berukuran 28 x 28 piksel, dengan ukuran *batch* sebesar 128, menggunakan 10 kelas dan 5 *epochs*. Hasil akurasi yang dicapai pada penelitian [8] sebesar 98%.

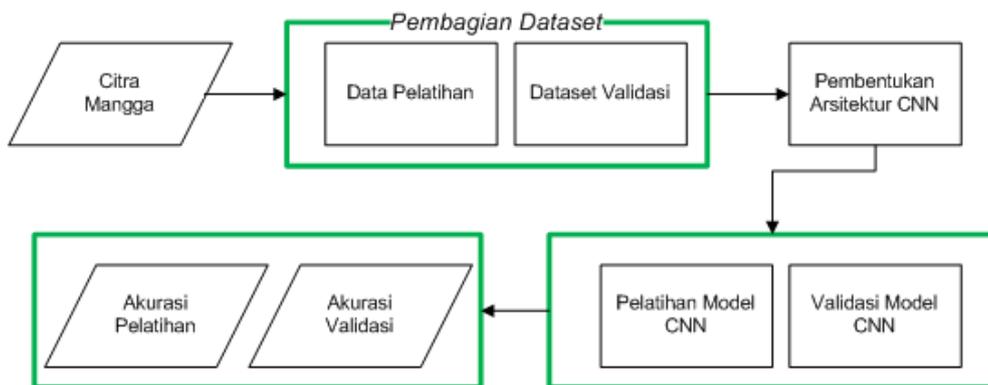
Penelitian [9] melakukan klasifikasi tanaman dengan menggunakan CNN yang dikombinasikan dengan Data *Augmentation* serta Flavia *dataset*. Penelitian [9] menggunakan mode latihan menggunakan momentum 0.9, dan *weight decay* sebesar 0.06. Citra yang digunakan berukuran 256 x 256 piksel yang diolah dengan *learning effective features* dan 7 struktur *layer* sehingga menghasilkan akurasi lebih dari 94.6%.

Pada penelitian ini, dilakukan klasifikasi citra daun mangga menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan salah satu jenis *neural network* yang dapat digunakan untuk mendeteksi dan

mengenali objek dari sebuah citra dengan melakukan *training* pada 3 jenis citra daun mangga dengan karakteristik yang sama, sehingga dapat diklasifikasikan kedalam satu genus dengan berbagai variasi. Citra daun yang digunakan terdiri dari 1761 citra daun dengan ukuran 3000 x 4000 piksel. Citra daun mangga yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 3 jenis daun, yaitu daun mangga golek berjumlah 510 citra, mangga harum manis berjumlah 588 citra, dan mangga manalagi berjumlah 663 citra. Seluruh citra daun mangga yang dijadikan sebagai masukan berupa citra berwarna yang disimpan dengan format .jpg dan berukuran 150 x 150. Proses pelatihan dan klasifikasi menggunakan *library tensorflow* dengan bahasa pemrograman python. Model CNN dari hasil pelatihan akan dievaluasi kinerjanya dengan *confusion matrix*. Hasil penelitian diharapkan dapat mengklasifikasikan citra daun mangga.

METODE PENELITIAN

Metode penelitian dalam identifikasi citra daun mangga berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dilakukan dengan beberapa tahapan seperti dapat dilihat pada Gambar 1.



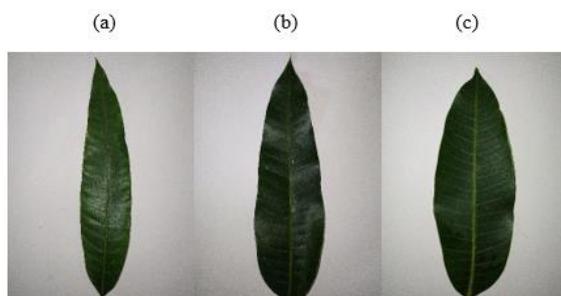
Gambar 1. Metode Penelitian Identifikasi Citra Daun Mangga

Tahapan pertama yang dilakukan adalah melakukan akuisisi data, dimana penelitian ini mengambil 3 jenis sampel daun mangga dengan akuisisi menggunakan kamera. Jenis dataset yang diambil terdiri dari : mangga golek, mangga harum manis, dan mangga manalagi. Tahap selanjutnya adalah melakukan pembagian dataset (*split data*) yang terdiri dari *dataset* pelatihan dan *dataset* validasi dengan rasio 9: 1 yang kemudian dimasukkan kedalam arsitektur CNN. Setelah itu dilakukan pelatihan dan validasi pada model CNN dan pada tahap akhir dihitung akurasi dari pelatihan dan validasi terhadap

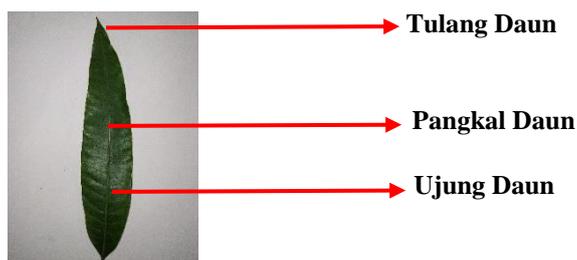
citra daun mangga.

A. Citra Daun Mangga

Citra daun mangga pada penelitian ini didapatkan dengan mengambil beberapa sampel daun mangga dari pohon secara yang diakuisisi menggunakan kamera. Penelitian ini menggunakan 1761 citra daun mangga dengan 3 jenis daun mangga antara lain : 510 citra daun mangga golek, 588 citra daun harum manis dan 663 citra daun mangga manalagi. Contoh citra yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Contoh Citra Daun yang digunakan : (a) Mangga Golek, (b) Mangga Harum Manis, (c) Mangga Manalagi



Gambar 3. Posisi Citra yang dijadikan *Input* (Vertikal)

Posisi daun yang dijadikan sebagai *input* dengan ujung daun berada pada posisi paling atas, diikuti dengan tulang daun dan pangkal daun pada posisi paling bawah. Gambar 3 menunjukkan posisi citra yang dijadikan *input* pada model CNN.

B. Pembagian Dataset

Pembagian dataset (*split data*) dilakukan dengan rasio 9:1, dimana 90% untuk *training set* dan 10% untuk *validation set*. Tabel 1 merupakan hasil pembagian dataset yang berjumlah 1761 citra dengan rasio 9:1.

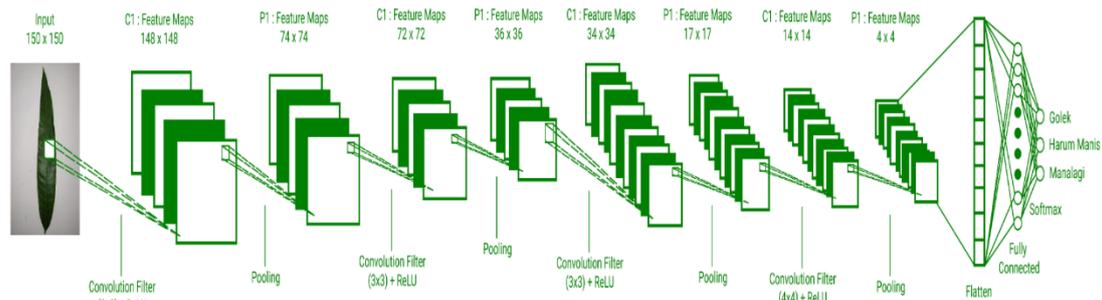
C. Pembentukan Arsitektur Convolutional Neutral Network (CNN) untuk Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga

Pembentukan Arsitektur CNN pada dari 2 tahapan, yaitu tahap *feature learning* dan *classification*. Input citra pada model CNN ini menggunakan citra berukuran 150 x 150 x 3, dimana 150 x 150 merupakan ukuran

piksel citra tersebut, dan 3 merupakan citra yang memiliki 3 channel, yaitu *Red*, *Green*, *Blue* (RGB). Inputan citra akan diproses terlebih dahulu oleh proses konvolusi dan proses pooling pada *feature learning*, dimana pada penelitian ini, jumlah proses konvolusi terdiri dari 4 lapisan dengan pembagian 2 lapisan berjumlah 32 *filter*, dan 2 lapisan berjumlah 64 *filter* dengan proses *pooling* yang juga memiliki 4 lapisan dengan fungsi aktivasi *ReLU*. Kemudian, dilakukan proses *flatten* yang digunakan untuk mengubah *feature map* hasil *pooling layer* kedalam bentuk vektor sebagai *input* untuk tahap *fully connected layer*. Proses *dense* digunakan untuk menambah *fully connected layer* dan *dropout* digunakan untuk menghilangkan *neuron* yang tidak terpakai dan mencegah terjadinya *overfitting*. Fungsi aktivasi *softmax* yang digunakan untuk menghitung probabilitas dari setiap kelas target dan membantu menentukan kelas target dari input yang

Tabel 1. Pembagian Dataset Citra Daun Mangga

	Jenis Citra Daun Mangga			Total Citra
	Golek	Harum Manis	Manalagi	
Training (90%)	459	529	597	1585
Validation (10%)	51	59	66	176



Gambar 4. Arsitektur CNN

diberikan, sehingga proses klasifikasi dapat berjalan dengan baik. Arsitektur CNN pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4

Gambar 3 merupakan arsitektur model CNN yang digunakan pada penelitian ini, serta *parameters* yang dihasilkan dari setiap proses yang ada pada arsitektur tersebut. Pembuatan arsitektur CNN menggunakan bahasa pemrograman python yang diimplementasikan pada *jupyter notebook*. Pada *layer* konvolusi, *parameters* yang dihasilkan dapat dihitung dengan persamaan 1 [10]. P merupakan jumlah *parameters* pada *layer* konvolusi, B adalah jumlah *bias* pada *layer* konvolusi, K ukuran *filter* yang digunakan, C adalah jumlah *channel* dari citra yang diinput dan N merupakan jumlah *filter* yang digunakan.

$$P = (K^2 \times C \times N) + B \text{ dengan } B = N \left(\frac{I - P_s}{S} \right) + 1 \quad (1)$$

Proses *layer* konvolusi selanjutnya digunakan menghitung parameter yang dihasilkan, dengan menggunakan rumus yang sama Nilai C diganti menjadi nilai N_0 merupakan *filter* yang digunakan pada *layer* konvolusi sebelumnya sehingga menjadi persamaan 2:

$$P = (K^2 \times N_0 \times N) + B \text{ dengan } B = N \quad (2)$$

Perhitungan pada proses perubahan yang terjadi ketika citra diinput kedalam model CNN pada *layer* konvolusi, dapat dihitung menggunakan persamaan 3. Variabel O adalah ukuran citra *output*, I sebagai ukuran citra *input*, K adalah ukuran *filter* yang digunakan pada *layer* konvolusi, S merupakan *stride* yang digunakan pada *layer* konvolusi dan P merupakan *padding*.

$$O = \left(\frac{I - K + 2P}{S} \right) + 1 \quad (3)$$

Perhitungan ukuran citra pada *layer max pooling* menggunakan hasil perhitungan yang dihasilkan pada *layer* konvolusi dan P_s yang merupakan ukuran *layer pooling* dihitung dengan menggunakan persamaan:

Perhitungan parameter pada *layer* konvolusi pertama dapat dihitung dengan persamaan 1, dimana ukuran *filter* yang digunakan berukuran 3x3, dengan *channel* dari citra yang diinput menggunakan 3 *channel* (RGB), dan jumlah *filter* yang digunakan adalah 32, sehingga berdasarkan persamaan 1, didapati hasil

$$P = (3^2 \times 3 \times 32) + 32 = 896.$$

Perhitungan parameter pada *layer* konvolusi kedua, dengan ukuran *filter* yang digunakan berukuran 3x3, *filter* yang digunakan pada *layer* konvolusi sebelumnya adalah 32, dan jumlah *filter* yang digunakan pada *layer* konvolusi selanjutnya adalah 32, sehingga berdasarkan persamaan, didapatkan hasil $W = (3^2 \times 32 \times 32) + 32 = 9248$. Perhitungan parameter pada proses konvolusi ketiga dan keempat, dapat menggunakan rumus yang sama dengan rumus proses konvolusi kedua, sehingga *parameter* yang didapatkan yaitu :

$$W = (3^2 \times 32 \times 64) + 64 = 18496$$

(konvolusi ketiga) dan

$$W = (4^2 \times 64 \times 64) + 64 = 65600$$

(konvolusi keempat).

Citra yang diinput kedalam model CNN, akan mengalami perubahan ukuran, dimana ukuran awal 150x150, dengan menggunakan *filter* berukuran 3x3, *stride* berjumlah 1, dan tanpa adanya *padding*. Perubahan ukuran yang terjadi pada citra, dihitung dengan menggunakan persamaan 3, sehingga didapatkan hasil perubahan citra pada *layer* konvolusi pertama adalah:

$$O = \left(\frac{150 - 3 + 2 \times 0}{1} \right) + 1 = 148.$$

Hasil perhitungan pada *layer max pooling* dimana ukuran citra dari *layer* konvolusi yang berukuran 148x148, dengan ukuran *layer max pooling* 2x2 dan *stride* berjumlah 2 didapatkan hasil $O = \left(\frac{148 - 2}{2} \right) + 1 = 74$. Perhitungan pada

layer konvolusi dan *layer max pooling* selanjutnya, dapat dihitung dengan menggunakan rumus 3 dan rumus 4, sehingga menghasilkan *output* citra dengan piksel yang kecil. Perhitungan pada proses *flatten*, diambil dari hasil perkalian antara citra *output* beserta dengan *layer pooling* paling terakhir, dimana citra yang dihasilkan berukuran 4x4 dengan *filter* yang digunakan berjumlah 64, sehingga hasil dari perkalian tersebut menghasilkan 1024 *flatten*.

Perhitungan pada proses *dense* didapatkan dari hasil *flatten* yang dikalikan dengan jumlah unit yang digunakan pada proses *dense* dan ditambahkan dengan *bias* *dense* tersebut. Sehingga, hasil untuk *dense* pertama adalah:

$$D = ((64 \times 1024) + 64) = 65600.$$

Hasil perhitungan untuk proses *dense* kedua, berisi kelas untuk klasifikasi, dimana jenis mangga yang di-gunakan pada penelitian ini terdiri dari 3 jenis. Perhitungan yang sama seperti *dense* pertama, diapatkan hasil untuk *dense* kedua adalah $D = ((3 \times 64) + 3) = 195$. Total dari keseluruhan parameter yang digunakan pada penelitian ini adalah 160,035 yang dilatih untuk melakukan klasifikasi dari 3 jenis mangga, yang terdiri dari mangga golek, mangga harum manis, dan mangga manalagi.

D. Pelatihan dan Validasi Model CNN

Citra yang diinput kedalam model CNN, akan mengalami perubahan ukuran, dimana ukuran awal 150x150, dengan meng-

gunakan *filter* berukuran 3x3, *stride* berjumlah 1, dan tanpa adanya *padding* sehingga menjadi 148 x 148.

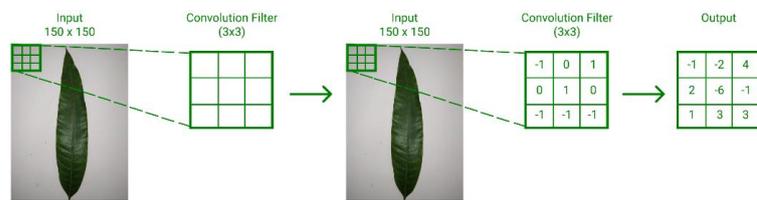
1. Pelatihan Model CNN

Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini untuk menghasilkan model yang optimal ketika melakukan proses pelatihan (*training*) pada *training set* dengan tahapan berikut:

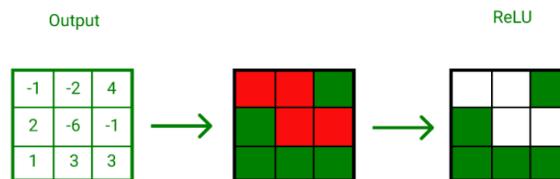
1. Melakukan proses konvolusi pertama dilakukan dengan hasil perkalian menggunakan *filter* berukuran 3x3 dan citra input berukuran 150x150 piksel dengan 3 *channel* warna yang digunakan, yaitu merah, hijau, biru (RGB) pada *layer* konvolusi yang berjumlah 32 *filter* dan *padding valid* yang digunakan untuk memproses

inputan tanpa adanya penambahan *padding* sehingga terjadi perubahan bentuk dari citra input.

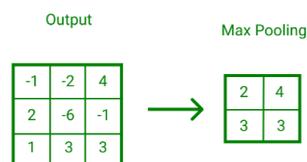
2. Kemudian, fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) digunakan untuk melakukan konversi nilai negatif menjadi 0, dan proses *pooling* yang digunakan untuk mengurangi ukuran matriks dengan menggunakan *max pooling* untuk mengambil nilai terbesar dari proses konvolusi dengan ukuran 2x2.
3. Ukuran citra yang dihasilkan dari proses konvolusi pertama ini berubah dari 150x150 piksel menjadi 74x74 piksel. Ilustrasi pada proses konvolusi sampai dengan proses *pooling* dapat dilihat pada Gambar 5.



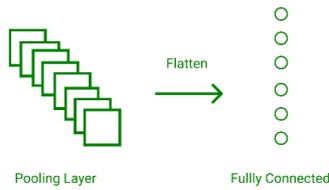
Gambar 5. Ilustrasi pada Proses Konvolusi



Gambar 6. Ilustrasi pada Proses ReLU



Gambar 7. Proses Max Pooling



Gambar 8. Proses *Flatten*

4. Proses konvolusi merupakan proses perkalian antara citra yang diinput kedalam model CNN dengan *filter* yang digunakan, dimana *filter* berukuran 3x3 akan melakukan pergeseran (*stride*) sebanyak 1. Hasil dari proses konvolusi tersebut, kemudian di proses oleh fungsi aktivasi ReLU yang dapat dilihat pada Gambar 6.
5. Fungsi aktivasi ReLU digunakan untuk melakukan konversi nilai negatif menjadi 0, sehingga pada gambar 6, hasil dari proses konvolusi yang menghasilkan nilai negatif, ditandai dengan kotak warna merah, dan fungsi aktivasi ReLU menghilangkan nilai negatif menjadi 0 yang ditandai dengan warna putih. Proses selanjutnya setelah fungsi aktivasi ReLU adalah proses *pooling* seperti Gambar 7.
6. Menggunakan *max pooling* berukuran 2x2 dan pergeseran (*stride*) sebanyak 2, akan mengambil nilai maksimal (terbesar), sehingga bentuk citra yang diinputkan sebelumnya akan mengalami perubahan ukuran menjadi lebih kecil. Proses ini akan terus berlangsung sesuai dengan jumlah *layer* konvolusi, fungsi aktivasi ReLU serta *layer max pooling* yang digunakan, dimana pada penelitian ini, menggunakan *layer* konvolusi, fungsi aktivasi ReLU serta *layer max pooling* yang masing – masing berjumlah 4 buah sebelum masuk kedalam proses *flatten*.
7. Melakukan proses konvolusi kedua menggunakan konfigurasi yang sama pada konvolusi pertama, dengan inputan citra berukuran 74x74 piksel yang dikalikan dengan *filter* berukuran 3x3 dengan jumlah 32 *filter* dan *padding valid*. Kemudian, menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan proses *pooling* dengan *max pooling* yang berukuran 2x2 sehingga ukuran citra dari 74x74 piksel akan berubah menjadi 36x36 piksel
8. Melakukan proses konvolusi ketiga terjadi penambahan jumlah *filter* yang digunakan, yaitu sebanyak 64 *filter* dengan ukuran *filter*, *padding*, fungsi aktivasi dan *pooling* yang digunakan sama dengan proses konvolusi pertama dan kedua. Ukuran citra yang dihasilkan dari proses konvolusi ketiga ini adalah 17x17 piksel dari

yang sebelumnya adalah 36x36 piksel.

- Melakukan proses konvolusi keempat menggunakan jumlah *filter* dan padding yang sama dengan proses konvolusi ketiga, yaitu sebanyak 64 *filter* dan *padding valid*. Sedangkan, ukuran *filter* yang digunakan yaitu berukuran 4x4 dan proses *pooling* dengan *max pooling* yang menggunakan ukuran 3x3. Sehingga, hasil dari citra konvolusi ketiga yang berukuran 17x17 piksel akan berubah menjadi 4x4 piksel.
- Membentuk ulang *feature map* (*flatten*) atau hasil akhir setelah proses *pooling* dilakukan untuk menjadi sebuah vektor yang akan dijadikan *input* pada *fully connected layer* kemudian, dilakukan proses *dense* yang di-gunakan untuk menambahkan *layer* pada *fully connected* sebesar 64 unit dan diberikan fungsi aktivasi ReLU serta *dropout* yang digunakan untuk menghilangkan *neuron* yang tidak digunakan, sehingga mempercepat proses *training* dan mencegah terjadinya *overfitting*, dengan jumlah

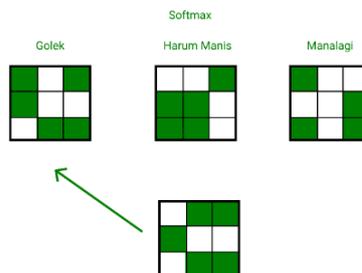
dropout yang digunakan sebesar 0.5 pada proses *flatten* dapat dilihat pada Gambar 8.

Proses *flatten* membentuk ulang *feature map* yang dihasilkan pada proses *pooling* terakhir menjadi sebuah bentuk vektor yang akan diinput pada *fully connected layer* untuk dilakukan klasifikasi dari citra yang diinput.

2. Validasi Model CNN

Tahap validasi dilakukan dengan menggunakan *dense* sebesar 3 unit yang merupakan jumlah dari kelas yang ada dan fungsi aktivasi *softmax* yang digunakan untuk memprediksi probabilitas pada setiap kelas seperti dapat dilihat pada Gambar 9.

Fungsi aktivasi *softmax* akan melakukan prediksi probabilitas dari setiap kelas yang ada, sehingga dapat menentukan kelas dari citra yang diinput. Seperti dapat dilihat pada Gambar 9, 3 jenis mangga memiliki pola masing – masing, dimana fungsi aktivasi *softmax* akan mencocokkan pola yang ada dengan pola dari 3 jenis mangga tersebut, dan menentukan



Gambar 9. pada Proses *Softmax*

termasuk kedalam kelas mana citra yang diinput. Karena pola dari hasil model CNN ini memiliki kemiripan yang sama dengan pola mangga golek, maka citra hasil *input* akan diklasifikasikan sebagai mangga golek.

E. Perhitungan Akurasi Pelatihan dan Validasi Model CNN

Perhitungan akurasi dari arsitektur CNN yang dibuat penelitian ini menggunakan

confusion matrix. Perhitungan akurasi tersebut digunakan pada hasil dari *training set* dan *validation set* dalam bentuk sebuah matriks. Matriks yang digunakan berukuran 3x3, dengan 3 jenis citra daun mangga, yang terdiri dari mangga golek, mangga harum manis, dan mangga manalagi. Tabel 2 merupakan bentuk *confusion matrix* 3x3 dengan *G* adalah golek, *H* adalah harum manis, dan *M* adalah manalagi.

Tabel 2. *Confusion Matrix* untuk Model CNN

		PREDICTED		
		Golek	Harum manis	Manalagi
AKTUAL	Golek	P_{GG}	P_{GH}	P_{GM}
	Harum Manis	P_{HM}	P_{HH}	P_{HG}
	Manalagi	P_{MG}	P_{MH}	P_{MM}

Perhitungan akurasi menggunakan *confusion matrix* 3x3 menggunakan persamaan 5.

$$Akurasi = \frac{P_{GG} + P_{HH} + P_{MM}}{P_{GG} + P_{GH} + P_{GM} + P_{HM} + P_{HH} + P_{HG} + P_{MG} + P_{MH} + P_{MM}} \times 100\% \quad (5)$$

Perhitungan akurasi setiap jenis mangga pada penelitian ini menggunakan persamaan 6, 7 dan 8.

a. Mangga Golek

$$Akurasi = \frac{P_{GG}}{P_{GG} + P_{GH} + P_{GM}} \times 100\% \quad (6)$$

b. Mangga Harum Manis

$$Akurasi = \frac{P_{HH}}{P_{HM} + P_{HH} + P_{HG}} \times 100\% \quad (7)$$

c. Mangga Manalagi

$$Akurasi = \frac{P_{MM}}{P_{MG} + P_{MH} + P_{MM}} \times 100\% \quad (8)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap uji coba, setiap sampel citra input akan diklasifikasi untuk kemudian dihitung akurasi klasifikasi dari keseluruhan dataset dan masing-masing jenis citra daun mangga.

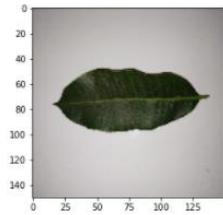
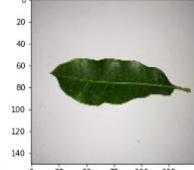
A. Hasil Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga

Tahap ini melakukan percobaan untuk mengklasifikasikan citra daun mangga yang diinput kedalam 3 jenis citra

mangga antara lain : mangga golek, mangga harum manis, dan mangga manalagi dengan masing – masing jenis. Contoh hasil klasifikasi menggunakan model CNN dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Klasifikasi Citra Daun Mangga

No	Jenis Daun Mangga	Citra Input	Hasil Klasifikasi
1	Golek		Hasil klasifikasi : Mangga Golek
2	Golek		Hasil klasifikasi : Mangga Golek
3	Golek		Hasil klasifikasi : Mangga Manalagi
4	Harum manis		Hasil klasifikasi : Mangga Harum Manis
5	Harum manis		Hasil klasifikasi : Mangga Harum Manis

No	Jenis Daun Mangga	Citra Input	Hasil Klasifikasi
6	Manalagi		Hasil Klasifikasi : Mangga Manalagi 
7	Manalagi		Hasil Klasifikasi : Mangga Manalagi 

Berdasarkan hasil yang didapat dari Tabel 3, Citra daun jenis mangga yang diinput berhasil diklasifikasikan dengan baik. Terdapat kesalahan

klasifikasi sebagai contoh pada mangga golek, terdapat citra *input* yang diklasifikasikan oleh model sebagai mangga manalagi

Tabel 4. Perbandingan Hasil Pelatihan *Epochs* Model CNN

<i>Epoch</i>	<i>Train Accuracy Total</i>	<i>Validation Accuracy Total</i>	<i>Train Classification Total</i>	<i>Validation Classification Total</i>
10	0.7015	0.4318	1112 of 1585	76 of 176
20	0.9596	0.7386	1521 of 1585	130 of 176
30	0.9558	0.8806	1515 of 1585	155 of 176
40	0.9917	0.8636	1572 of 1585	152 of 176
50	0.7413	0.5909	1175 of 1585	104 of 176
60	0.9772	0.8920	1549 of 1585	157 of 176
70	0.9230	0.7386	1463 of 1585	130 of 176
80	0.9823	0.8181	1557 of 1585	144 of 176
90	0.9697	0.8352	1537 of 1585	147 of 176
100	0.9753	0.8636	1546 of 1585	152 of 176

Tabel 5. *Confusion Matrix* pada *Validation Set*

		PREDICTED		
		Golek	Harum manis	Manalagi
ACTUAL	Golek	46	5	0
	Harum Manis	2	51	6
	Manalagi	0	4	62

Tabel 6. *Confusion Matrix* pada *Training Set*

		PREDICTED		
		Golek	Harum manis	Manalagi
ACTUAL	Golek	459	0	0
	Harum Manis	31	495	3
	Manalagi	0	2	595

Hasil perhitungan nilai akurasi secara total pada *training set*, dapat dihitung dengan persamaan

$$Akurasi = \frac{1549}{1585} \times 100\% = 97,72\%$$

B. Hasil Pelatihan Model CNN

Pelatihan dilakukan sebanyak 60 epochs, dengan mencatat performa pelatihan pada tiap epoch. Tabel 4 menunjukkan hasil perbandingan pelatihan dengan menggunakan 10 – 100 epochs beserta dengan epoch terbaik yang dihasilkan.

Berdasarkan Tabel 4, didapat bahwa hasil pelatihan dengan *epochs* 60 memberikan hasil akurasi validasi yang terbaik sejumlah 89% yang merupakan hasil akurasi total tertinggi yang dapat mendeteksi 157 citra daun mangga dari 176 *validation set* yang digunakan.

C. Hasil Perhitungan Akurasi Validasi

Evaluasi akurasi pada *Validation Set* menggunakan model CNN dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang merupakan matriks berukuran 3 x 3. *Confusion matrix* yang didapat untuk *validation set* dapat dilihat pada Tabel 5.

$$Akurasi = \frac{157}{176} \times 100\% = 89,20\%$$

Perhitungan akurasi yang dihasilkan oleh setiap jenis mangga pada *validation set*, dapat dihitung dengan melihat jumlah klasifikasi yang benar dari model CNN pada setiap jenis mangga sebagai berikut:

1. Mangga Golek

$$Akurasi = \frac{46}{51} \times 100\% = 90,19\%$$

2. Mangga Harum Manis

$$Akurasi = \frac{51}{59} \times 100\% = 86,44\%$$

3. Mangga Manalagi

$$Akurasi = \frac{62}{66} \times 100\% = 93,93\%$$

Hasil akurasi paling tertinggi *validation set* terdapat pada mangga jenis manalagi, yang diikuti dengan akurasi mangga golek dan hasil akurasi 3 jenis mangga secara total, dengan mangga harum manis yang memiliki akurasi paling rendah ketiga jenis citra daun mangga. Hasil dari *confusion matrix* yang didapat untuk *training set* dapat dilihat pada Tabel 6.

Perhitungan akurasi yang dihasilkan oleh setiap jenis mangga pada *training set*, dapat dihitung dengan melihat jumlah klasifikasi yang benar dari model CNN pada setiap jenis mangga. Hasil keseluruhan akurasi hampir memiliki kesamaan dengan akurasi diatas 97%, dengan mangga jenis golek yang memiliki akurasi paling tinggi. Akurasi *training set* 3 jenis mangga secara total, di-dapati akurasi sebesar 97,72.

SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil ujicoba identifikasi dan implementasi pada jupyter notebook yang sudah dilakukan oleh model *Convolutional Neural Network* (CNN) terhadap citra daun mangga di penelitian ini, dapat diambil beberapa kesimpulan, antara lain : Pelatihan dilakukan sebanyak 60 iterasi (*epochs*) karena memiliki nilai akurasi yang paling baik. Nilai akurasi dari model dalam mengidentifikasi *validation set* secara total mencapai nilai 89,20% atau dapat mengidentifikasi 157 citra daun mangga dengan benar dari total 176 citra yang ada. Nilai akurasi dari model dalam mengidentifikasi *training set* secara total mencapai nilai 97,72% atau dapat mengidentifikasi 1549 citra daun mangga dengan benar dari total 1585 citra yang ada.

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat diberikan beberapa saran antara lain : Data yang digunakan untuk penelitian selanjutnya, diharapkan menggunakan *dataset* yang sudah dipersiapkan

untuk model CNN, dengan jarak foto antara kamera dengan daun mangga adalah sama untuk setiap jenisnya, dan menggunakan alat bantu berupa *tripod* agar proses pengambilan foto lebih stabil. Data yang digunakan untuk penelitian selanjutnya, diharapkan menggunakan latar belakang yang alami, atau menggunakan warna yang tidak mencolok, sehingga model dapat mengidentifikasi daun mangga dengan benar dan sesuai dengan jenisnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. U. Aguoru, P. Ajah, dan J. O. Olan, "Taxonomic investigation of four varieties of mangifera using micro-anatomical features," *International Research Journal of Natural Sciences*, vol. 4, no. 1, hal. 20 – 27, 2016.
- [2] A. Ganocpichayagrai, K. Rungsihirunrat, C. Palanuvej, dan N. Ruangrunsi, "Characterization of mangifera indica cultivars in Thailand based on macroscopic, microscopic and genetic characters," *Journal of Advanced Pharmaceutical Technology & Research*, vol. 7, no. 4, hal. 127 – 133, 2016.
- [3] H. N. N. Fatihah, M. Nashriyah, A. R. N. Zaimah, M. Khairil, dan A. M. Ali, "Leaf morphology and

- anatomy of 7 varieties of ficus deltoidea (moraceae),” *Turkish Journal of Botany*, vol. 38, no. 4, hal. 677 – 685, 2014.
- [4] T. Nurhikmat, “Implementasi deep learning untuk image classification menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) pada citra wayang golek,” *Skripsi*, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, 2018.
- [5] N. Sabri, Z. A. Aziz, Z. Ibrahim, M. A. R. B. N. Rosni, dan A. Ghapul, “Comparing convolution neural network models for leaf recognition,” *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 7, no. 3, hal. 141 – 144, 2018.
- [6] W. S. Jeon dan S. Y. Rhee, “Plant leaf recognition using a convolution neural network,” *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 17, no. 1, hal. 26 – 34, 2017.
- [7] C. Wick dan F. Puppe, “Leaf identification using a deep convolutional neural network,” *arXiv*, 1712.00967, 2017.
- [8] M. Ramprasath, M. V. Anand, dan S. Hariharan, “Image classification using convolutional neural networks,” *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, vol. 119, no. 17, hal. 1307 – 1319, 2018.
- [9] C. Zhang, P. Zhou, C. Li, dan L. Liu, “A convolutional neural network for leaves recognition using data augmentation,” *IEEE International Conference on Computer and Information Technology, Ubiquitous Computing and Communications; Dependable, Autonomic and Secure Computing; Pervasive Intelligence and Computing*, 2015, hal. 2143 – 2150.
- [10] S. Mallick dan S. Nayak, “Number of parameters and tensor sizes in a Convolutional Neural Network (CNN),” *learnopencv.com*, Mei 2018. [Daring]. Tersedia: <https://learnopencv.com/number-of-parameters-and-tensor-sizes-in-convolutional-neural-network/>. [Diakses: 12 Juni 2020].