

Identifikasi Kematangan Buah Pisang menggunakan Pendekatan *Convolution Neural Network*

Zahra Aulia Firdausi¹
G64180030
Departemen Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam
Bogor, Indonesia
¹zahra_firdausi@apps.ipb.ac.id

Syukriyatul Hanifa²
G64180062
Departemen Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam
Bogor, Indonesia
²syukriyatul_hanifa@apps.ipb.ac.id

Hendrika Anggriawan³
G64180088
Departemen Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam
Bogor, Indonesia
³hendrika_ang@apps.ipb.ac.id

Emilia Syafitri⁴
G64189001
Departemen Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam
Bogor, Indonesia
⁴emilia_sy@apps.ipb.ac.id

Fathi Annaufal Soblia⁵
G64180094
Departemen Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam
Bogor, Indonesia
⁵fathi_annaufal@apps.ipb.ac.id

Abstrak—Mengidentifikasi kematangan pada buah merupakan hal yang penting di dalam sektor pertanian. Kualitas produksi dan jumlah produk akan sangat bergantung kepada kemampuan untuk mengidentifikasi kematangan pada buah agar mendapatkan hasil panen dengan kualitas terbaik dan hasil yang optimal serta menghindari hasil panen yang kurang baik yaitu hasil panen yang terlalu matang atau yang kurang matang. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi kematangan pada buah pisang dengan menggunakan pendekatan convolution neural network. Langkah awal yang dilakukan adalah dengan mengumpulkan data buah pisang dengan tingkat kematangan yang berbeda yaitu pisang dengan kematangan sempurna dan pisang yang terlalu matang (busuk), lalu dilakukan pembagian citra kedalam 2 kategori yang terdiri dari data latih dan data uji, kemudian dilakukan klasifikasi menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Hasil dari penelitian ini adalah model Convolutional Neural Network (CNN) yang dapat membedakan antara buah pisang yang matang dan buah pisang yang terlalu matang (busuk).

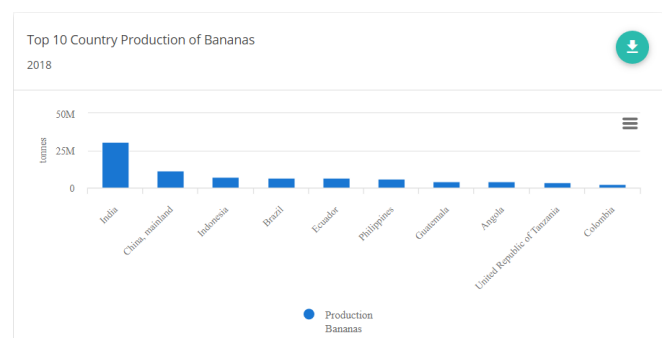
Kata kunci : Pisang, Convolution Neural Network (CNN), Identifikasi

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Indonesia terkenal sebagai produsen pisang terbesar dan masuk kedalam posisi tiga besar negara penghasil pisang terbesar di dunia berdasarkan FAO tahun 2018. Pisang sendiri merupakan buah yang paling banyak dikonsumsi secara global. Di Indonesia hampir sekitar 45% yang paling banyak dikonsumsi adalah komoditas buah pisang. Indonesia juga merupakan negara yang memiliki varietas pisang yang lebih banyak dari negara lain. Walaupun demikian, produksi pisang di Indonesia masih sangat kalah dengan produksi pisang di negara lain seperti India dan Cina. Berdasarkan data terbaru yang dirilis oleh Organisasi Pangan dan Pertanian PBB (FAO), produksi pisang di

Indonesia hanya mencapai sekitar 7 ton dari tahun 1965-2018.



Gambar 1. Produksi pisang di Indonesia

Upaya untuk mendukung pengembangan pisang di Indonesia salah satunya yaitu dengan meningkatkan daya saing hortikultura melalui peningkatan produksi dan peningkatan mutu produksi. Sayangnya petani Indonesia masih mengandalkan cara manual dalam mengetahui kematangan pada buah pisang. Faktor ini bisa menjadi penyebab berkurangnya mutu produksi, jumlah produksi yang tidak optimal dan kurang efisien.

Penerapan pengolahan citra di bidang pertanian dinilai efektif untuk membantu petani dalam menganalisis kualitas produk di sektor pertanian. Kemampuan untuk mengidentifikasi kematangan pada buah pisang yang segar akan mendorong petani untuk mengoptimalkan hasil panennya dan membantu dalam menghindari hasil panen yang kurang baik yaitu hasil panen yang terlalu matang atau yang kurang matang.

Pada penelitian ini Convolutional neural network digunakan untuk mengidentifikasi kematangan pada buah pisang. Diharapkan identifikasi kematangan buah dengan

metode CNN dapat menghasilkan hasil identifikasi yang akurat.

B. Perumusan Masalah

Rumusan permasalahan pada penelitian ini meliputi:

- Bagaimana melakukan identifikasi kematangan pada buah pisang menggunakan metode CNN
- Bagaimana cara mendapatkan hasil identifikasi yang akurat sesuai yang diharapkan.

C. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan analisis dan identifikasi kematangan pada buah pisang dengan metode CNN untuk mendapatkan hasil identifikasi yang akurat.

D. Ruang Lingkup Penelitian

Lingkup dari penelitian ini, yaitu:

- Data diperoleh dari situs Kaggle. Di dalam data terdapat 2 buah dataset yaitu data train dan data test. Masing-masing data terdapat 3 macam buah yaitu apel, jeruk dan pisang. Pada penelitian kali ini kami hanya menggunakan buah pisang.
- Implementasi Convolution Neural Network Algorithm menggunakan bahasa pemrograman Python.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Pisang

Pisang merupakan tanaman buah yang berasal dari kawasan Asia Tenggara (termasuk Indonesia). Tanaman ini kemudian menyebar ke wilayah Afrika, Amerika Selatan dan Tengah. Pisang kaya akan sumber vitamin, mineral, karbohidrat dan termasuk salah satu jenis buah-buahan yang sering dikonsumsi oleh masyarakat di segala tingkatan usia dari mulai bayi hingga orang tua [3].

Setiap buah memiliki suatu ciri untuk mengidentifikasi tingkat kematangannya. Pada buah pisang, pengidentifikasian yang dilakukan oleh petani atau masyarakat awam dilakukan berdasarkan analisis warna kulit buah secara visual mata manusia [5]. Pisang yang kurang matang biasanya memiliki warna kulit yang masih hijau dan memiliki kandungan gula yang rendah. Pisang yang sudah matang memiliki kulit berwarna kuning dengan kandungan gula yang lebih banyak. Sedangkan pisang yang terlalu matang memiliki kulit berwarna coklat kehitaman dan kandungan gula yang lebih tinggi.

B. Konvolusi

Dalam istilah matematika, konvolusi adalah operasi matematika yang melibatkan dua fungsi yang menghasilkan fungsi ketiga yang merupakan hasil perubahan suatu fungsi oleh fungsi lainnya. Konvolusi dilakukan terhadap suatu citra untuk mendapatkan fitur-fitur penting yang dimiliki oleh citra.

Konvolusi terhadap suatu citra dilakukan dengan menumpang tindihkan suatu gambar input dengan suatu kernel konvolusi. Berikutnya kita bisa mengalikan setiap bilangan pada posisi yang bersesuaian. Jika seluruh hasil perkalian dijumlahkan, kita akan mendapatkan suatu bilangan. Kemudian geser kernel ke bawah, lalu lakukan proses yang sama. Lakukan sampai kernel berada di ujung bawah gambar input, lalu kembali ke atas dan geser ke kanan. Lakukan hal yang sama sampai kernel berada di

ujung kanan bawah. Seluruh bilangan yang didapat dari proses tersebut merupakan hasil dari proses konvolusi. (Jianxin Wu 2017)

C. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network atau disingkat CNN merupakan salah satu kelas dari deep learning yang paling sering digunakan untuk menganalisis citra digital. Dari namanya, bisa diketahui bahwa ini merupakan neural network yang menggunakan proses konvolusi di dalamnya. Di dalam CNN minimal terdapat 1 layer konvolusi.

CNN dapat disusun oleh banyak lapisan/layer. Susunan dari layer-layer ini disebut dengan arsitektur CNN. Berikut adalah beberapa layer yang dapat digunakan untuk membangun CNN:

1. Convolutional Layers

Terdiri dari neuron yang tersusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi dalam piksel. Input dari layer ini adalah tensor berbentuk: (banyak input) x (panjang input) x (lebar input) x (banyak channel input). Output dari layer ini disebut feature map berbentuk (banyak input) x (dimensi panjang feature map) x (banyak channel input).

2. Pooling Layer

Biasanya berada setelah convolutional layer. Pada prinsipnya, layer ini terdiri dari sebuah filter berukuran tertentu yang akan bergeser pada seluruh area input. Inputnya adalah output dari convolutional layer (feature map). Ada 2 jenis pooling yang sering digunakan: maxPooling (mengambil nilai tertinggi dari suatu window), dan averagePooling (mengambil nilai rata-rata dari suatu window).

3. Fully-Connected Layer (FC layer)

Merupakan sebuah Multi-layer Perceptron yang memiliki beberapa hidden layer, fungsi aktivasi, output layer, dan loss function. Sebelum hasil dari convolutional layer dan pooling layer diinputkan ke dalam FC layer, terlebih dulu harus dilakukan proses flatten agar menjadi bentuk vektor.

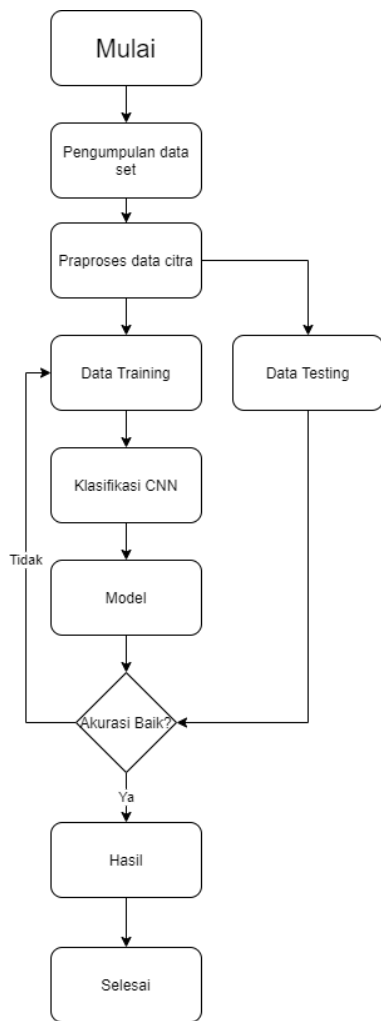
III. METODE

A. Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah [dataset Fruits fresh and rotten for classification](#), yang berupa data pisang yang matang dan pisang yang terlalu matang (busuk).

B. Tahapan Penelitian

Penelitian dilakukan dalam empat tahap, yakni tahap pengumpulan data, tahap pembagian citra latih dan citra uji, tahap klasifikasi dengan CNN, serta tahap evaluasi.



Gambar 2. Flowchart Tahap penelitian identifikasi tahap kematangan buah pisang

1) Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan untuk menyelesaikan tugas akhir ini bersumber dari website kaggle yaitu dataset Fruits Fresh and Rotten for Classification. Dataset tersebut terdiri dari tiga jenis buah yang bisa diklasifikasikan tingkat kematangannya, yaitu apel, jeruk, dan pisang. Data yang digunakan pada penelitian ini hanya data dari pisang yang matang dan pisang yang terlalu matang(busuk).



(a) Pisang matang



(b) Pisang busuk

Gambar 3. Gambar pisang dengan klasifikasi tingkat kematangan yang berbeda

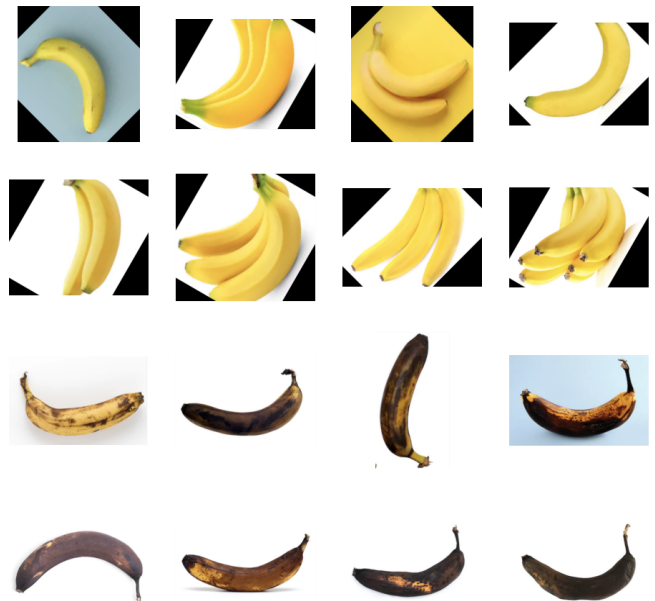
2) Pembagian Citra Latih dan Citra Uji

Data dipisahkan menjadi dua bagian yaitu data training(data latih) dan data testing(data uji). Pada dataset tersebut terdapat data training yang berisi gambar pisang segar sebanyak 1581 potongan gambar dan gambar pisang busuk sebanyak 2224 gambar. Sementara itu, data testing berisi gambar pisang segar sebanyak 381 potongan gambar dan gambar pisang busuk sebanyak 530 potongan gambar. Banyaknya citra yang dilatih (citra latih) akan mempengaruhi hasil akurasi pada proses testing (uji coba). Citra latih digunakan untuk melatih model agar mencapai tingkat akurasi yang tinggi sedangkan citra uji digunakan untuk menguji ketepatan pengklasifikasian kematangan buah pisang berdasarkan pendekatan yang akan diterapkan.

3) Klasifikasi dengan CNN

• Pra Proses Data

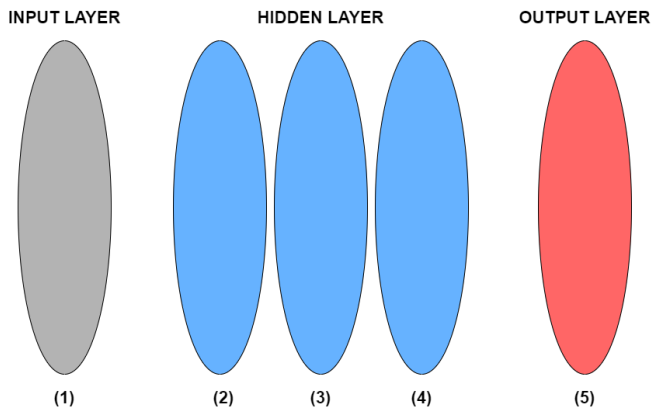
Sebelum melakukan training pada citra pisang, penskalaan diperlukan untuk merubah ukuran masing-masing citra pisang agar memiliki ukuran yang sama sebelum dimasukkan kedalam Convolution Neural Network.



Gambar 4. Gambar data sebelum dilakukan penskalaan

• Pembentukan Model

Sebuah model diperlukan dalam melakukan klasifikasi kematangan pisang. Model yang akan dikembangkan adalah Convolution Neural Network dengan satu input layer, tiga hidden layer, dan satu output layer. Proses identifikasi klasifikasi kematangan pisang dikembangkan dalam dua fase; fase pertama melakukan data training dan fase kedua melakukan data testing.



Gambar 5. Ilustrasi model

- *Pelatihan Model*

Pada tahap pelatihan model, citra pisang matang dan pisang busuk pada data latih diproses sesuai dengan jumlah citra data training pisang yang ada pada dataset. Dengan adanya pelatihan model diharapkan pengklasifikasian citra ini dapat mencapai tingkat akurasi yang tinggi. Semakin banyak jumlah citra latih, maka semakin besar kemungkinan tingginya tingkat akurasi.

- *Evaluasi dan pengujian*

Tahap pengujian dilakukan beberapa kali sesuai dengan jumlah citra pisang matang dan pisang busuk pada data uji. Input dari setiap proses pengujian adalah sebuah citra pisang yang telah melewati tahap pra proses.

4) *Evaluasi*

Tahap evaluasi diperlukan untuk mengidentifikasi kendala dan kesalahan saat proses pengklasifikasian citra, mulai dari tahap pra proses hingga didapatkan hasil uji coba.

C. *Lingkungan Pengembangan (atau Peralatan Penelitian)*

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah komputer personal dengan spesifikasi sebagai berikut:

- 1) Prosesor : Intel Core i5-8300H CPU @ 2.30 GHz
- 2) Memori : 8GB RAM
- 3) VGA : NVIDIA GeForce GTX 1050

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1) Sistem operasi Microsoft Windows 10 (64-bit architecture)
- 2) Bahasa pemrograman python
- 3) Google Collaboratory

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Perancangan Sistem*

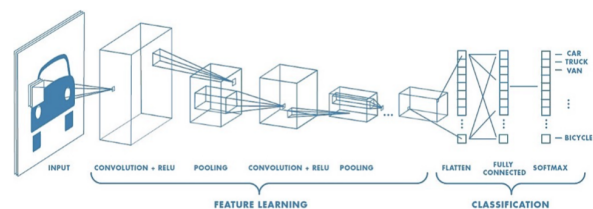
1) *Praproses*

Pada awal tahap praproses data penentuan ukuran penskalaan diperlukan untuk menyamakan ukuran citra pisang yang beragam dan mengurangi redudansi pada data citra. Dilakukan proses iterasi untuk mencari ukuran pixel yang cocok. Didapatkan ukuran yang cocok untuk penskalaan adalah 150 x 150.



Gambar 6. Hasil Praproses data penskalaan

2) *Pembentukan Model*



Gambar 7. Ilustrasi arsitektur CNN

Pada percobaan kali ini kita akan menggunakan model CNN dengan arsitektur sebagai berikut:

a. *Feature Extraction Layer*

- Konvolusi dengan menggunakan 16 filter berukuran 3x3 dan fungsi aktivasi relu
- Max-pooling dengan window berukuran 2x2
- Konvolusi dengan menggunakan 32 filter berukuran 3x3 dan fungsi aktivasi relu
- Max-pooling dengan window berukuran 2x2
- Konvolusi dengan menggunakan 64 filter berukuran 3x3 dan fungsi aktivasi relu
- Max-pooling dengan window berukuran 2x2

b. Classification

- Melakukan flattening untuk membuat feature map menjadi berbentuk 1 dimensi
- Fully Connected Layer(FC layer) berisi 512 node dengan fungsi aktivasi relu
- Output berisi 1 node menggunakan fungsi sigmoid. Output di sini akan menghasilkan angka 0 jika buah pisang matang dan angka 1 jika buah pisang busuk.

Model: "model"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, 150, 150, 3)]	0
conv2d (Conv2D)	(None, 148, 148, 16)	448
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 72, 72, 32)	4640
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 34, 34, 64)	18496
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 18496)	0
dense (Dense)	(None, 512)	9470464
dense_1 (Dense)	(None, 1)	513
Total params: 9,494,561		
Trainable params: 9,494,561		
Non-trainable params: 0		

Gambar 8. Arsitektur CNN

Sebanyak 3805 gambar yang terdapat di pelatihan model selanjutnya dilatih dengan 15 epochs dengan 911 gambar sebagai data validasi. Sebelum melakukan training tentukan terlebih dahulu jumlah langkah yang akan dihasilkan dari generator sebelum mendeklarasikan satu epoch selesai dan memulai epoch berikutnya (step per epoch). Jumlah step biasanya tergantung pada jumlah batch size dan jumlah datasetnya. Disini step per epoch untuk data yang akan dilatih adalah sebanyak 118 step. Kemudian tentukan juga step untuk data validasinya-nya, yaitu sebanyak 28 step.

```
Epoch 1/15
118/118 - 944s - loss: 0.4745 - acc: 0.8737 - val_loss: 0.0463 - val_acc: 0.9946
Epoch 2/15
118/118 - 340s - loss: 0.1143 - acc: 0.9620 - val_loss: 0.0495 - val_acc: 0.9839
Epoch 3/15
118/118 - 139s - loss: 0.1172 - acc: 0.9791 - val_loss: 0.0424 - val_acc: 0.9786
Epoch 4/15
118/118 - 62s - loss: 0.0517 - acc: 0.9812 - val_loss: 0.0116 - val_acc: 0.9946
Epoch 5/15
118/118 - 30s - loss: 0.0530 - acc: 0.9818 - val_loss: 0.0125 - val_acc: 0.9946
Epoch 6/15
118/118 - 22s - loss: 0.0476 - acc: 0.9923 - val_loss: 0.0402 - val_acc: 0.9893
Epoch 7/15
118/118 - 18s - loss: 0.0497 - acc: 0.9839 - val_loss: 0.0196 - val_acc: 0.9929
Epoch 8/15
118/118 - 18s - loss: 0.0333 - acc: 0.9902 - val_loss: 0.0102 - val_acc: 0.9982
Epoch 9/15
118/118 - 17s - loss: 0.0224 - acc: 0.9941 - val_loss: 0.0635 - val_acc: 0.9804
Epoch 10/15
118/118 - 17s - loss: 0.0157 - acc: 0.9962 - val_loss: 0.0764 - val_acc: 0.9875
Epoch 11/15
118/118 - 17s - loss: 0.0370 - acc: 0.9923 - val_loss: 0.0223 - val_acc: 0.9911
Epoch 12/15
118/118 - 17s - loss: 0.0698 - acc: 0.9945 - val_loss: 0.0433 - val_acc: 0.9839
Epoch 13/15
118/118 - 17s - loss: 0.0251 - acc: 0.9941 - val_loss: 0.0471 - val_acc: 0.9893
Epoch 14/15
118/118 - 17s - loss: 0.0251 - acc: 0.9949 - val_loss: 0.0040 - val_acc: 0.9982
Epoch 15/15
118/118 - 17s - loss: 0.0113 - acc: 0.9974 - val_loss: 0.0084 - val_acc: 0.9946
```

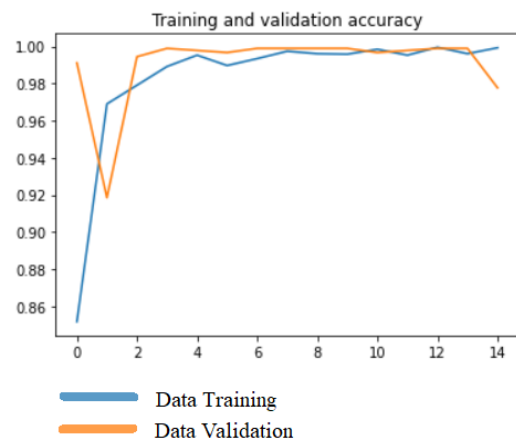
Gambar 9. Hasil training

B. Uji Coba

1) Pelatihan Model

```
history = model.fit_generator(
    train_generator,
    batch_size=32
    Train_generator,
    steps_per_epoch=118, #3805 images = batch_size
    * steps = 32*118
    epochs=15,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=28, #911 images = batch_size
    * steps = 32*28
    verbose=2)
```

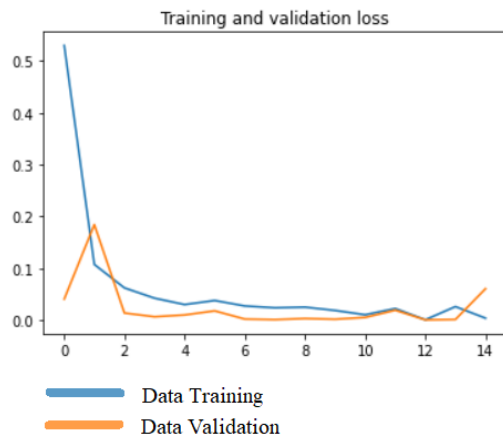
3) Evaluasi



Gambar 10. Grafik akurasi training dan validasi

Pada pelatihan model didapatkan 3805 gambar yang terbagi kedalam 2 kelas untuk data latih, dan 911 gambar yang terbagi kedalam 2 kelas untuk data validasi.

2) Hasil Training Model



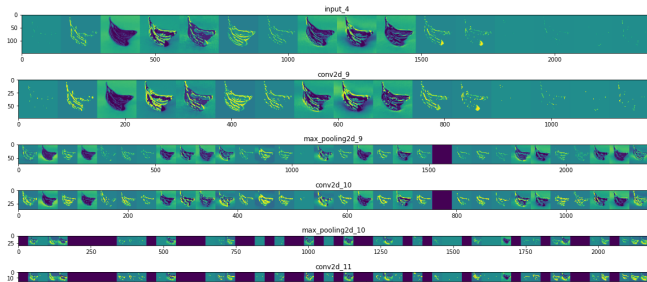
Gambar 11. Margin of error training dan validasi

Training dan validasi akurasi terlihat yang terus naik dan stabil pada nilai 0.98 menunjukkan model yang bagus dan tidak menyebabkan overfitting.

C. Image Analysis



Gambar 12. Pisang yang dilakukan *image analysis*



Gambar 13. *Display feature map*

Dapat dilihat bahwa bercak hitam pada badan pisang menunjukkan kebusukan pada buah pisang. Setelah dilakukan 3 kali proses konvolusi dan pooling didapatkan hasil *display feature map* seperti gambar di atas. Fragment ini dihasilkan oleh image pooling dan sesuai dengan gambar yang diinginkan karena dapat membedakan bercak kehitaman pada buah pisang.

D. Testing

Testing dilakukan dengan memasukkan gambar pisang dan didapatkan hasil sebagai berikut:

Testing pisang A



Gambar 14. Pisang pisang segar yang dites

```
from keras.preprocessing import image
import numpy as np

img_path='content/drive/MyDrive/Fullah/Item 4/PCD/Proyek Tugas Akhir PCD/Dataset/train/freshbanana/rotated_by_60_Screen Shot 2018-04-12
img=image.load_img(img_path, target_size=(150, 150))
x = image.img_to_array(img)
x = np.expand_dims(x, axis=0)
#x = preprocess_input(x)
pred=model.predict(x)
print(preds)

[[0.]]
```

Gambar 15. Hasil testing

Dapat dilihat hasil testing yang dilakukan untuk gambar fresh banana dapat diprediksi dengan output 0 yang berarti pisang tersebut tidak busuk atau dapat dikatakan pisang tersebut merupakan pisang segar.

Testing Pisang B



Gambar 16. Pisang busuk yang dites

```
from keras.preprocessing import image
import numpy as np

img_path='content/drive/MyDrive/Fullah/Item 4/PCD/Proyek Tugas Akhir PCD/Dataset/train/rottenbanana/rotated_by_15_Screen Shot 2018-04-12
img=image.load_img(img_path, target_size=(150, 150))
x = image.img_to_array(img)
x = np.expand_dims(x, axis=0)
#x = preprocess_input(x)
pred=model.predict(x)
print(preds)

[[1.]]
```

Gambar 17. Hasil tesing

Dapat dilihat hasil testing yang dilakukan untuk gambar rotten banana dapat diprediksi dengan output 1 yang berarti pisang tersebut busuk.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan diskusi yang kami lakukan, dalam pengidentifikasian kematangan buah pisang menggunakan pendekatan CNN, kami menerapkan 3 lapis proses konvolusi dan pooling, lalu 1 kali fully connected layer dan dengan epoch sebanyak 15 kali, didapatkan hasil model yang memiliki akurasi sebesar 99,74% untuk data latih dan 99,46% untuk data uji. Sehingga dapat dikatakan model pengidentifikasian menggunakan Convolutional Neural Network ini memberikan hasil yang cukup baik dan optimal.

VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] [FAO] Food and Agriculture. 2021. FAOSTAT Production Countries by commodity bananas. Italy (ITA):FAO. [FAOSTAT](#)
- [2] Alrasyid T. 2014. Aplikasi Mobile Identifikasi Penyakit Daun Kubis Dengan Fast Fourier Transform dan Probabilistic Neural Network [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor. [G14atr.pdf \(ipb.ac.id\)](#)
- [3] Indarto, Murinto. 2017. Deteksi kematangan buah pisang berdasarkan fitur warna citra kulit pisang menggunakan metode transformasi ruang warna HIS. Jurnal Informatika. V(1):15
- [4] Mazen FMA & Nashat AA. 2019. Ripeness Classification of Bananas Using an Artificial Neural Network. Arabian Journal for Science and Engineering. Hal:1
- [5] Purnama IPN, Sari JY, Sularida N . 2018. Identifikasi tingkat kematangan buah pisang menggunakan metode ekstraksi ciri statistik pada warna kulit buah. ULTIMATICS. X(2): 98
- [6] Wu J. 2017. Introduction to Convolutional Neural Networks. Nanjing(CHN): Nanjing University.

Lampiran Program

Link Program Kelompok 7 : ipb.link/PCD-kel7