

# Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Kematangan Buah Pisang Menggunakan Inception V3

Novia Wahyu Wulansari\*<sup>1</sup>, Muslih<sup>2</sup>

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro  
e-mail: <sup>1</sup>noviaww12@gmail.com, <sup>2</sup>muslih@dsn.dinus.ac.id  
\*Penulis Korespondensi

Diterima: 27 Agustus 2023; Direvisi: 2 November 2023; Disetujui: 7 November 2023

## Abstrak

Pisang merupakan komoditi ekspor yang perlu diperhatikan kualitasnya. Salah satu cara mengetahui kualitasnya dapat dilihat dari tingkat kematangannya. Tingkat kematangan buah pisang tersebut dapat diklasifikasikan dan diidentifikasi oleh mata manusia secara langsung, tetapi dengan jumlah panen yang berlimpah akan memunculkan permasalahan berhubungan dengan keputusan yang diambil secara cepat bahwa pisang tersebut disimpulkan mentah, matang atau busuk, maka diperlukan cara untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang dengan bantuan teknologi. Penelitian ini berfokus pada pengklasifikasian tingkat kematangan buah pisang dengan menggunakan arsitektur inception V3 yang merupakan pengembangan dari metode convolutional neural network. Model yang telah dikembangkan dapat menghasilkan akurasi 95% pada proses training dan pada proses evaluasi dengan menggunakan confusion matrix menghasilkan nilai precision sebesar 93%, nilai recall 94% dan nilai akurasi sebesar 94%.

**Kata kunci:** Buah Pisang, Convolutional Neural Network, Inception V3, Confusion Matrix

## Abstract

Bananas are an export commodity that requires careful consideration of their quality. The ripeness level of bananas can be visually classified by the human eye, but with a large number of harvests, quick decisions about the fruit's maturity may lead to inaccuracies. To address this, a technology-based solution is needed. This research focuses on classifying the maturity level of bananas using the Inception V3 architecture, a development of the convolutional neural network method. The developed model has a 95% accuracy in the training process, and the evaluation process using the confusion matrix results in a precision value of 93%, a recall value of 94%, and an accuracy value of 94%.

**Keywords:** Banana, Convolutional Neural Network, Inception V3, Confusion Matrix

## 1. PENDAHULUAN

Pisang merupakan tanaman buah yang berasal dari Asia Tenggara termasuk Indonesia [1]. Pisang tergolong kedalam famili *Musaceae* dan merupakan komoditas bernilai ekonomi tinggi yang ada di Indonesia [2]. Buah pisang memiliki berbagai macam manfaat seperti sebagai sumber vitamin, mineral dan juga karbohidrat bagi manusia. Sentra penanaman tanaman pisang hampir disetiap tempat mudah ditemukan di Indonesia. Indonesia merupakan salah satu negara

---

pemasok pisang segar dan kering ke berbagai negara seperti Singapura, Cina, Arab, Australia, Amerika Serikat dan negara lain [3].

Sebagai salah satu komoditi ekspor, buah pisang yang dipilih untuk diekspor perlu diperhatikan kualitasnya. Salah satu cara untuk mengetahui kualitas buah pisang dapat dilihat dari tingkat kematangan pada buah pisang tersebut. Untuk mengetahui tingkat kematangan buah pisang dapat dilihat dari perubahan yang ada pada warna buah [4]. Kematangan buah pisang jika diklasifikasikan dari perubahan warnanya dapat dilihat secara langsung oleh manusia menggunakan mata, tetapi memerlukan lebih banyak waktu jika jumlah buah yang diamati sangat banyak.

Teknologi yang terus berkembang menjadikan manusia dapat mengalihkan berbagai tugas kepada mesin, begitupula dengan mengklasifikasikan serta mendeteksi tingkat kematangan pada buah pisang dapat menggunakan sistem yang biasa dibuat menggunakan *artificial intelligence*. Machine Learning dan Deep Learning merupakan bagian dari cabang ilmu *artificial intelligence* atau kecerdasan buatan dimana memungkinkan sistem dapat belajar sendiri untuk memutuskan suatu permasalahan tanpa perlu berulang kali deprogram oleh manusia, sehingga komputer dapat semakin cerdas melakukan pembelajaran dari adanya pengalaman data yang telah dimiliki [5]. Untuk dapat mengklasifikasikan tingkat kematangan pada buah diperlukan *image detection* dan *image recognition*.

*Image recognition* merupakan suatu teknologi yang menggunakan AI atau kecerdasan buatan yang cara kerjanya secara otomatis dapat mengenali suatu objek, orang, tempat, dan tindakan yang ada pada gambar [6]. Terdapat metode yang beragam untuk mendeteksi serta mengenali suatu objek dan mengklasifikasikan citra, salah satu metode yang dapat digunakan yaitu metode Convolutional Neural Network yang dapat disingkat menjadi CNN. CNN merupakan bagian dari algoritma Deep Learning yang juga merupakan pengembangan dari Multilayer Perceptron (MPL) dimana dapat digunakan sebagai pengolahan data berbentuk data dua dimensi, seperti data image dan data berupa suara [7]. Metode Convolutional Neural Network (CNN) sering digunakan untuk data berupa gambar atau image. Untuk meningkatkan performa dari Convolutional Neural Network dikembangkan arsitektur seperti LetNet, AlexNet, ZFNet, GoogLeNet, VGG, InceptionNet V3 hingga ResNet.

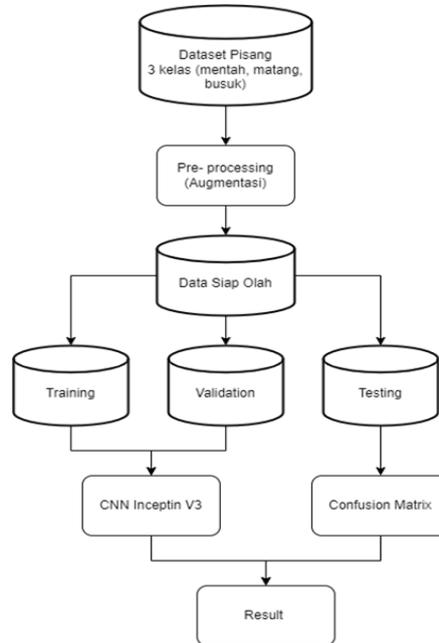
InceptionNet V3 merupakan salah satu arsitektur convolutional neural network dari GoogleNet dan merupakan versi jaringan Convolutional Neural Network (CNN) yang dibangun oleh GoogleNet. GoogleNet sering disebut Jaringan Inception karena memiliki fungsi sebagai inti dari sebuah jaringan [8]. Google memperkenalkan Inception dengan teknik baru yang ada dalam arsitektur Convolutional Neural Network yaitu dengan melakukan pemfaktoran pada lapisan konvolusi sehingga menjadi *multi-layers* menggunakan kernel berukuran kecil. Penggunaan Inception dapat mengurangi jumlah parameter yang ada dengan membagi bobot dalam multi-layers tersebut.

Berdasarkan uraian diatas, dalam penelitian ini dikembangkan sistem yang dapat mengklasifikasikan tingkat kematangan pada buah pisang berdasarkan klasifikasi pada warna buah pisang. Adapun metode yang akan digunakan untuk sistem tersebut yaitu dengan metode Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur Inception V3. Dengan adanya penelitian ini diharapkan mampu menyelesaikan permasalahan pedagang pisang dengan skala besar dan juga toko-toko buah yang membutuhkan sortir dalam memilih dan memilah jenis yang akan dipasarkan sesuai dengan kematangan yang diinginkan. Kualitas buah yang kurang baik dikarenakan rasa serta aromanya yang kurang baik. Sebaliknya, bila buah pisang dikonsumsi dengan tingkat kematangan yang cukup maka rasa manis dan aroma buah akan lebih kuat, serta menjaga umur buah yang singkat sehingga dapat dihubungkan dengan jangkauan pemasaran dan tujuan penggunaan buahnya.

## 2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, dilakukan berbagai tahapan dengan peran dan fungsi berbeda secara

bertahap dan terstruktur yang bertujuan untuk memudahkan dalam proses penelitian yang sedang dijalankan. Sehingga diharapkan dapat memaksimalkan proses penelitian yang lebih efektif dan tepat guna. Kerangka penelitian dapat dilihat dalam gambar 1.

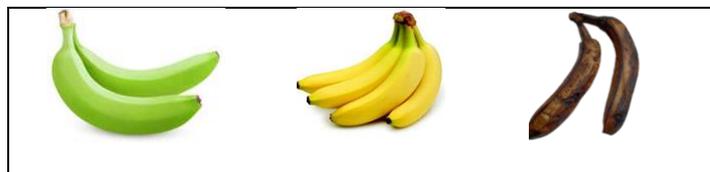


Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 menyajikan skenario umum dari pendekatan yang diusulkan untuk dilakukan dalam penelitian ini. Pertama, kumpulan data yang dipilih dieksplorasi untuk mengetahui karakteristik yang ada. Tahap kedua melakukan proses preprocessing kumpulan data dengan teknik augmentasi untuk transformasi gambar yang memiliki kegunaan sebagai peningkatan keragaman data yang digunakan pada saat proses pelatihan. Pada tahap ketiga, kumpulan data dibagi menjadi data training, validation dan testing yang masing-masing akan digunakan untuk membangun model dengan algoritma convolutional neural network dengan arsitektur Inception V3. Tahap terakhir, klasifikasi algoritma Convolutional Neural Network dengan arsitektur Inception V3 dan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*.

#### 1. Dataset

Penelitian ini menggunakan data yang merupakan kumpulan citra dalam bentuk gambar buah pisang, seperti yang terdapat dalam gambar 2. Gambar 2 menunjukkan gambar buah pisang dengan tiga kelas klasifikasi yaitu mentah, matang dan busuk bersumber dari situs Kaggle, *google image* dan potret secara mandiri.



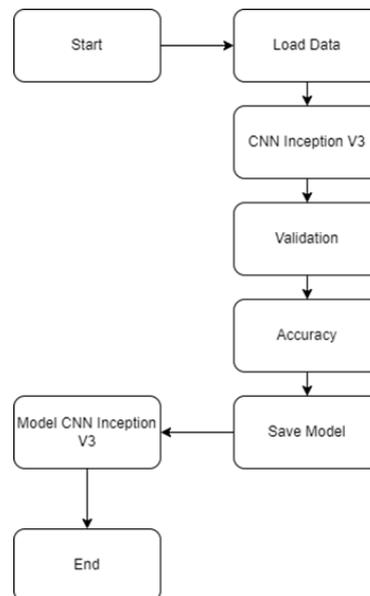
Gambar 2. Dataset Buah Pisang

Dataset sebanyak 919 gambar buah pisang digunakan dalam penelitian ini dengan jumlah distribusi tiap kelas 70% data training, 10% data test dan 20% data validasi. Persebaran data yang digunakan untuk pelatihan (*training*) berjumlah 641 gambar, data yang digunakan untuk validasi berjumlah 184 gambar dan data yang digunakan untuk *testing* berjumlah 94 gambar. Dalam proses pelatihan data yang digunakan berjumlah 641

gambar, dengan rincian data mentah 214 gambar, matang 206 gambar dan busuk 221 gambar.

## 2. Model Convolutional Neural Network

Model Convolutional Neural Network yang dikembangkan pada penelitian ini dapat dilihat dalam gambar 3. Berdasarkan gambar 3, pengembangan model diawali dengan melakukan *load* data dengan 3 kelas (mentah, matang, busuk) yang telah dimiliki.



Gambar 3. Pengembangan Model

Kemudian dikembangkan model dengan metode Convolutional Neural Network dengan menggunakan arsitektur Inception V3 dan dilakukan proses validasi hingga proses iterasi selesai dilakukan dan didapatkan akurasi pelatihan yang baik. Model yang telah dikembangkan dengan hasil akurasi yang baik kemudian disimpan dan menjadi model yang siap untuk digunakan dengan melakukan proses *deployment* agar dapat dihubungkan dengan antarmuka yang nantinya akan dikembangkan.

## 3. Evaluasi

Hasil dari penelitian yang dilakukan merupakan tingkat akurasi pengujian yang dilakukan untuk pengujian akurasi dan performansi dari penerapan metode Convolutional Neural Network menggunakan arsitektur Inception V3. Metode pengujian untuk penelitian ini menggunakan *confusion matrix* seperti yang terlihat dalam tabel 1. *Confusion matrix* merupakan metode untuk menentukan dan mengukur kinerja suatu algoritma. Penggunaan metode *confusion matrix* berupa grafik yang berisi mengenai informasi aktual dari prediksi klasifikasi sistem menggunakan data matriks yang dihasilkan.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Nilai Aktual	Nilai Prediksi		
	Mentah	Matang	Busuk
Mentah	<i>True Positive (TP)</i>		
Matang		<i>True Positive (TP)</i>	
Busuk			<i>True Positive (TP)</i>

Tabel 1 menunjukkan terdapat tiga kelas klasifikasi, yaitu mentah, matang, dan busuk. Sehingga berdasarkan tabel *confusion matrix* kemampuan prediksi dari model diukur. Nilai *precision* merupakan nilai dari akurasi antara suatu data dengan hasil prediksi oleh model. Perhitungan nilai *precision* dilakukan berdasarkan persamaan (1).

$$\text{precision} = \frac{\text{Precision Busuk+Matang+Mentah}}{\text{Jumlah Kelas}} \quad (1)$$

Nilai *recall* merupakan nilai dari keberhasilan model dalam mendeteksi suatu atribut atau informasi kembali. Perhitungan nilai *recall* dilakukan berdasarkan persamaan (2).

$$\text{recall} = \frac{\text{recall Busuk+Matang+Mentah}}{\text{Jumlah Kelas}} \quad (2)$$

Nilai *accuracy* merupakan representasi dari seberapa akurat sebuah model yang dibuat dalam mengklasifikasikan data dengan benar. Perhitungan nilai *accuracy* dilakukan berdasarkan persamaan (3).

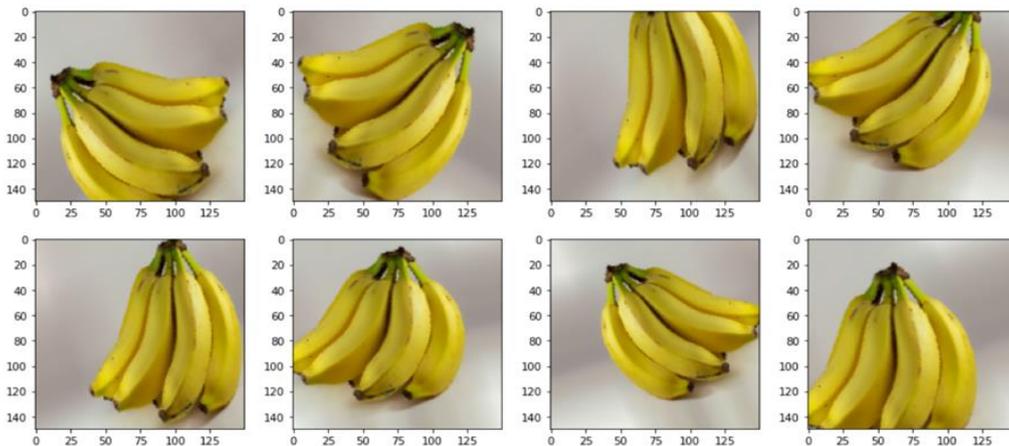
$$\text{accuracy} = \frac{\text{True Positive}}{\text{Jumlah Data}} \quad (3)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan proses klasifikasi dengan membagi dataset buah pisang menjadi tiga kelas yaitu mentah, matang dan busuk menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur Inception v3. Proses yang dilakukan dalam pengembangan model diawali dengan melakukan *augmentation* pada data gambar buah pisang yang dimiliki untuk kemudian dilakukan proses pelatihan data. Proses pelatihan atau proses *training* memiliki tujuan untuk pembentukan model sehingga dapat digunakan pada proses pengujian. Proses pelatihan (*training*) menggunakan *package* Keras yang ada pada Python dengan *back-end* dari Tensorflow.

#### 3.1. Pre-processing (Augmentation)

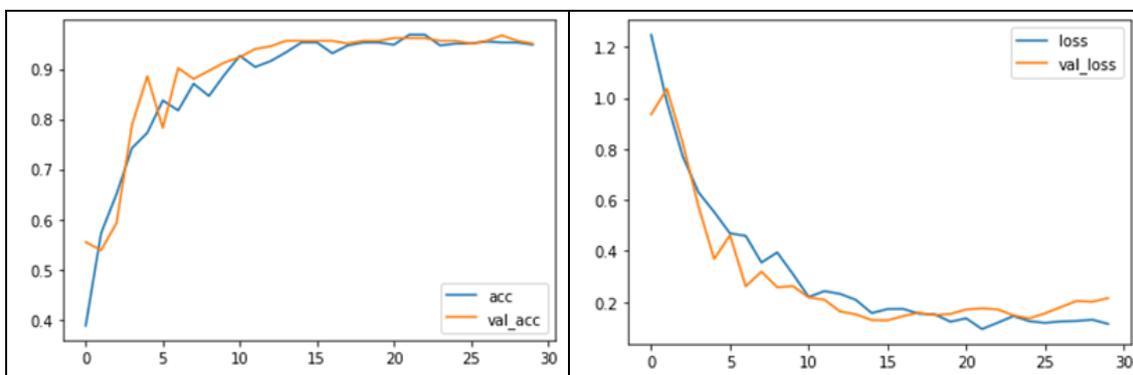
Proses *image augmentation* merupakan tahap awal dari proses klasifikasi tingkat kematangan buah pisang menggunakan metode CNN dengan arsitektur Inception V3. Proses augmentasi dapat dilihat dalam Gambar 3. Pada Gambar 3, proses augmentasi yang digunakan adalah *preprocessing* dan pembangkitan data. Proses augmentasi dengan menggunakan *rescale* pada data yang dimiliki sebelum proses *training*. Nilai  $1./255$  pada *rescale* merupakan nilai untuk mengubah setiap nilai piksel yang ada pada gambar dari rentang  $[0,255]$ - $[0,1]$ . Terdapat nilai *Shear* dan *Zoom* yang digunakan dengan tujuan melakukan rotasi ke dalam arah yang berlawanan dengan arah jarum jam dan melakukan pembesaran ketika dilakukan proses pembangkitan data pada gambar. Kemudian dilakukan proses pembangkitan data dengan *train generator* dan *validation generator* sesuai dengan data *training* dan data *validation*. Nilai *batch size* yang digunakan yaitu 64, yang artinya bahwa selama proses pelatihan dilakukan, akan diambil data sebanyak 64 secara acak dari seluruh data sampel untuk setiap *epoch* sampai seluruh *epoch* memenuhi batas sampelnya.



Gambar 4. Citra Hasil Augmentasi

### 3.2. Model Hasil Training

Setelah melalui proses pelatihan dengan model yang dikembangkan menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur Inception V3, didapat hasil pelatihan dan validasi terhadap data yang dilatih. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan *epoch* yang berjumlah 30 dan *learning rate* dengan nilai 0.0001. Hasil pelatihan digambarkan dalam grafik di gambar 5.



Gambar 5. Grafik Model Hasil Training

Berdasarkan gambar 5 nilai akurasi dari proses pelatihan (*training*) adalah 95% dengan nilai *loss* 0,1141. Proses pelatihan menggunakan *input image* 150x150 *pixel*. Waktu pelatihan yang digunakan untuk mencapai 30 *epoch* yaitu 45 menit. Kemudian untuk *validation accuracy* menghasilkan 95% dengan nilai *loss validation* 0,2150. Model yang dikembangkan termasuk dalam model yang baik dikarenakan pada saat proses pelatihan, seiring dengan penambahan jumlah *epoch* dalam pelatihan nilai akurasi dan validasi akurasi mengalami kenaikan dan berbanding terbalik dengan nilai *loss* yang menurun seiring dengan penambahan jumlah *epoch* selama pelatihan.

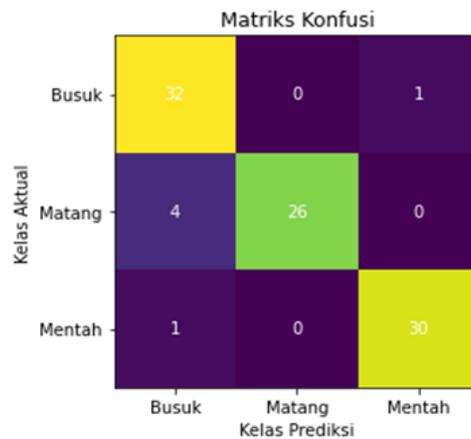
### 3.3. Evaluasi

Proses evaluasi model yang telah dikembangkan dilakukan dengan 94 data uji yang terbagi menjadi 33 data dengan kelas busuk, 30 data dengan kelas matang dan 31 data dengan kelas mentah. Hasil dari evaluasi menggunakan *confusion matrix* dapat dilihat dalam tabel 2.

Tabel 2. Hasil *Confusion Matrix*

Nilai Aktual	Nilai Prediksi		
	Mentah	Matang	Busuk
Mentah	30	0	1
Matang	0	26	4
Busuk	1	0	32

Berdasarkan tabel 2, hasil prediksi dari model yang telah dikembangkan dan dievaluasi menggunakan data testing yang dimiliki telah menunjukkan hasil yang baik. Prediksi terhadap pisang mentah tersebut diklasifikasikan ke dalam mentah sebanyak 30 dan hasil *missing* pada data mentah terdapat 1 prediksi menunjukkan busuk. Prediksi terhadap data matang menunjukkan prediksi matang sebanyak 26 dan terdapat *missing* prediksi sebanyak 4 data yang diprediksi sebagai busuk. Pada prediksi busuk menunjukkan hasil busuk sebanyak 32 data dan terdapat *missing* prediksi 1. Data yang didapatkan tersebut, kemudian diolah untuk mendapatkan nilai *precision*, *recall* dan *accuracy*. Hasil *confusion matrix* dari tabel 2 dapat divisualisasikan ke dalam statistik data seperti yang terdapat dalam gambar 6.

Gambar 5. Visualisasi Hasil *Confusion Matrix*

Berdasarkan gambar 6, hasil perhitungan nilai *precision* dapat dilihat pada tabel 3 dan hasil perhitungan nilai *recall* dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 3. Hasil Perhitungan *Precision*

Nilai Aktual	Nilai Prediksi		
	Mentah	Matang	Busuk
TP	30	26	32
FP	1	4	1
Precision	30/31 = 0.967	26/30 = 0.866	32/33 = 0.969

Berdasarkan tabel 3, perhitungan nilai *precision* adalah **0.9**, dengan rincian perhitungan sebagai berikut:

$$precision = \frac{Precision\ Busuk + Matang + Mentah}{Jumlah\ Kelas} = \frac{0.96 + 0.86 + 0.96}{3} = 0.9$$

Tabel 4. Hasil Perhitungan *Recall*

Nilai Aktual	Nilai Prediksi		
	Mentah	Matang	Busuk
TP	30	26	32
FN	1	0	5
Recall	30/31 = 0.967	30/30 = 1	32/37 = 0.864

Berdasarkan tabel 4, perhitungan nilai *recall* adalah **0.94**, dengan rincian perhitungan sebagai berikut:

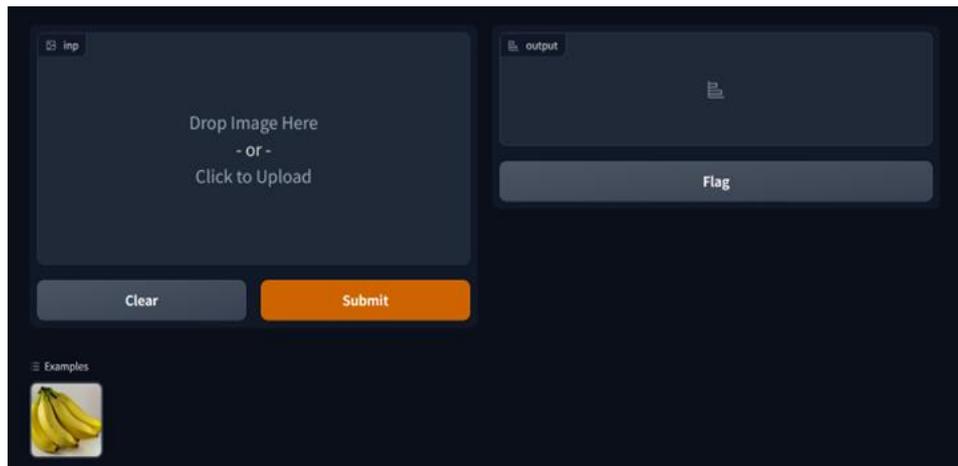
$$recall = \frac{recall\ Busuk + Matang + Mentah}{Jumlah\ Kelas} = \frac{0.96 + 1 + 0.96}{3} = 0.94$$

Berdasarkan nilai *precision* dan *recall*, nilai *accuracy* yang didapatkan adalah **0.94**, dengan rincian sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{True\ Positive(TP)}{Jumlah\ Data} = \frac{88}{94} = 0.94$$

### 3.4. Implementasi Antarmuka

Setelah proses pelatihan data, antarmuka berbasis website dibuat dengan menggunakan Gradio. Gradio merupakan *library* yang disediakan oleh Python untuk membuat demo aplikasi dan deploying model berbasis website. Tampilan halaman awal dapat dilihat di gambar 6.

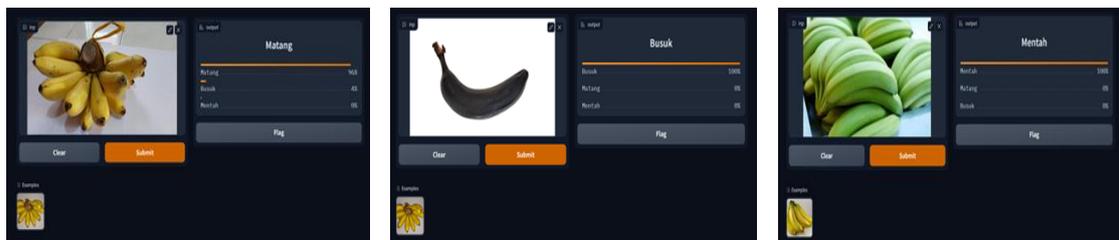


Gambar 6. Halaman Awal Aplikasi

Terdapat beberapa komponen dalam Gambar 6 yang meliputi *input image*, *submit botton*, *clear botton*, *output*, dan *example*. *Input image* digunakan untuk memasukkan gambar. *Submit botton* digunakan untuk mengirimkan gambar yang akan diprediksi. *Clear botton* digunakan untuk menghapus gambar yang telah diprediksi agar dapat dilakukan *input image* kembali. *Output* berisi hasil prediksi dari tingkat kematangan buah pisang berupa mentah, matang dan busuk. *Example* berisi gambar pisang yang digunakan sebagai contoh gambar.

Alur kerja sistem antarmuka diawali dengan pengguna yang dapat memasukkan gambar buah pisang dengan eksistensi gambar jenis JPG, PNG maupun JPEG sesuai dengan contoh yang ada dalam antarmuka. Masukan tersebut kemudian diolah dan diproses pada tahap prediksi sehingga menghasilkan prediksi gambar buah pisang tersebut tergolong kedalam klasifikasi buah pisang menjadi tiga kelas.

Hasil prediksi tingkat kematangan buah pisang pada aplikasi akan menunjukkan bahwa buah pisang tersebut mentah, matang, atau busuk, seperti yang dapat dilihat dalam gambar 7.



Gambar 7. Halaman Hasil Deteksi

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, disimpulkan bahwa model yang dikembangkan dengan implementasi metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur Inception v3 dapat mendeteksi tingkat kematangan buah pisang dengan baik menjadi tiga kelas (mentah, matang, busuk) menggunakan *input shape* dengan ukuran 150x150, nilai *learning rate* 0.0001, dengan jumlah *epoch* 30. Data yang digunakan sebanyak 919 dengan pembagian data training sebanyak 641, data testing sebanyak 94 dan data validasi sebanyak 184. Hasil akurasi pada proses training sebesar 95%. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai *precision* sebesar 93%, nilai *recall* 94% dan nilai akurasi sebesar 94%. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menambah jumlah kelas klasifikasi dari tingkat kematangan buah pisang dan dapat dikembangkan dengan diintegrasikan dengan IoT sebagai alat pendeteksi tingkat kematangan buah pisang.

**DAFTAR PUSTAKA**

- [1] Dinas Pertanian dan Ketahanan Pangan DIY, “Pisang,” Aug. 2022. <https://distan.jogjaprovo.go.id/wp-content/download/buah/pisang.pdf> (accessed Aug. 25, 2023).
  - [2] Dinas Pertanian Kabupaten Buleleng, “Pisang,” Aug. 2022. <https://distan.bulelengkab.go.id/informasi/detail/artikel/kultur-jaringan-pada-pisang-35> (accessed Aug. 25, 2023).
  - [3] S. U. N. Ramadhani, “Analisis Trend Konsumsi Buah-Buahan Segar Di Kota Makassar,” Skripsi, Universitas Muhammadiyah Makassar, 2020.
  - [4] Rifki Kosasih, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Pisang Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur dan Algoritme KNN,” *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 10, no. 4, pp. 383–388, Nov. 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i4.462.
  - [5] E. Retnoningsih and R. Pramudita, “Mengenal Machine Learning Dengan Teknik Supervised dan Unsupervised Learning Menggunakan Python,” *Bina Insani Ict Journal*, vol. 7, no. 2, p. 156, Dec. 2020, doi: 10.51211/biict.v7i2.1422.
  - [6] T. Nurhikmat, “Implementasi deep learning untuk image classification menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) pada citra wayang golek,” 2018.
  - [7] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, “Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
  - [8] I. K. A. Aji, S. Haenuki, and Y. Archadius, “Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Metode Deep Learning,” *The Journal on Machine Learning and Computational Intelligence (JMLCI)*, vol. 2, no. 1, pp. 9–17, 2022.
-