

# ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR BANANA'S RIPENESS DETECTION USING CONVENTIONAL NEURAL NETWORK ALGORITHM

Melinda Utami<sup>1\*</sup>, Julpri Andika<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Teknik Elektro, Universitas Mercu Buana, Jakarta

\*melindauta98@gmail.com

**Abstrak**— Sistem pendeteksian tingkat kematangan buah pisang ini dirancang untuk melihat perbedaan buah yang layak dikonsumsi dan tidak layak dikonsumsi. Menggunakan metode Convolutional Neural Network yang telah dilatih, Metode CNN merupakan salah satu metode deep learning yang mampu melakukan proses pembelajaran mandiri untuk pengenalan objek, ekstraksi objek dan klasifikasi serta dapat diterapkan dapat diterapkan pada citra resolusi tinggi yang memiliki model distribusi nonparametrik. Kemudian gambar yang telah diterima dijalankan menggunakan Bahasa pemrograman python pada laptop operasional menggunakan platform google chrome. Setelah program dijalankan maka outputnya adalah sebuah citra yang dengan keterangan pisang mentah untuk buah pisang dengan kondisi yang mentah atau tidak layak di konsumsi, pisang matang dengan kondisi yang layak di konsumsi dan pisang busuk untuk buah pisang dengan kondisi tidak layak dikonsumsi. Penelitian menggunakan empat kelompok gambar percobaan dan menggunakan jarak, gambar kelompok pertama berisikan gambar dengan objek buah pisang dengan kondisi mentah, kelompok gambar kedua berisikan buah pisang dengan kondisi matang, kelompok gambar ketiga berisikan buah pisang dengan kondisi busuk dan kelompok gambar selain buah pisang. Pada percobaan kelompok pertama hasil deteksi mencapai 100%, Dan kelompok kedua di dapat hasil deteksi mencapai 78%, Dan kelompok ketiga di dapat hasil deteksi mencapai 89%. Dan pada percobaan gambar kelompok keempat system tidak mendeteksi adanya pola buah pisang. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metode CNN berpotensi untuk pendekatan pengenalan objek secara otomatis dalam membedakan jenis pola buah pisang bahan pertimbangan interpreter dalam menentukan objek pada citra.

**Kata Kunci**— Convolutional Neural Network, Deep Learning, Machine Learning, Python.

DOI: 10.22441/jte.20xx.vxxix.xxx

## I. PENDAHULUAN

Perkembangan kecerdasan buatan (Artificial Intelligent) dapat menjadi solusi bagi masyarakat dalam mengembangkan sistem pertanian yang lebih efisien. AI dapat melakukan sistem peringatan dini dan penanggulangan pertama bagi petani sehingga penanganan permasalahan dapat dengan cepat diatasi dan resiko yang ditanggung akan minim.

Seiring dengan meningkatnya populasi manusia global setiap tahun, permintaan akan makanan pertanian dan hasil pertanian juga meningkat. Sebaliknya, peradaban yang cepat dialami di negara-negara dan kota-kota di seluruh dunia terus

menunjukkan migrasi besar-besaran ke kota, ditambah dengan pergeseran dalam sifat pekerjaan di mana kebanyakan orang lebih suka bekerja di sektor non-pertanian. Oleh karena itu, ada tekanan tinggi pada sektor pertanian untuk memproduksi dan memenuhi kebutuhan pangan dan industri dari tuntutan kehidupan modern yang terus berkembang.

Sering kali ditemukan kondisi buah yang tidak baik ketika buah tersebut sudah berada ditangan konsumen sehingga akan dapat membuat citra produsen menjadi turun, oleh karena itu diperlukan teknologi terkait dengan pendeteksian tingkat kematangan pisang. Dengan memanfaatkan kecerdasan buatan khususnya deep learning dapat memantau secara dini dan real time dengan menggunakan metode CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ALGORITHM metode ini sangat cocok untuk kasus pendeteksian objek dalam kondisi real time. Sehingga dengan menggunakan metode tersebut dapat membantu pengecekan kualitas buah sebelum buah tersebut dijual kepada konsumen.

## II. LANDASAN TEORI

Pada penelitian mengenai “Object Recognition With Deep Learning Applied To Fashion Items Detection In Images” yang dilakukan oleh (Helder Filipe de Sousa Russa, 2017). Dalam penelitian ini menggunakan metode Fast R-CNN untuk mengklasifikasikan dan mendeteksi item fashion tertentu yang digunakan oleh orang pada sebuah gambar. Pada penelitian dilakukan 3677 train image per kategori dan melakukan 696 testing image per kategorinya. Hasil menunjukkan bahwa dengan menggunakan metode CNN untuk mendeteksi fashion item yang dipakai oleh seseorang menghasilkan rata-rata precision of close sebesar 78%, untuk pants sebesar 65% dan untuk rata-rata aksesoris seperti glasses sebesar 57%. Metode Fast R-CNN digunakan untuk lebih mempersingkat waktu dalam pelatihan objek[1]. Penelitian yang dilakukan oleh (Fatma M. A. Mazen dan Ahmed A. Nashat, 2019) yang berjudul “Ripeness Classification of Bananas Using an Artificial Neural Network” pada penelitian tersebut bertujuan untuk mengakuratkan tingkat kematangan buah pisang jatuh kepada konsumen. Data input yang digunakan berupa hasil tangkapan kamera handpone (Samsung note 3) data yang dimasukkan dibagi menjadi empat antara lain kulit buah pisang dengan warna hijau, kulit buah pisang dengan warna hijau kekuningan, kulit buah pisang dengan warna kuning dan kulit buah pisang dengan

warna kuning bercak kecoklatan. Data gambar tersebut akan diproses menggunakan Support Vector Machine (SVM) Algorithm, Naive Bayes Algorithm, k-Nearest Neighbors (KNN) Algorithm dan data akan keluar melalui display[2]. Penelitian terkait “Real-Time Classification Of Facial Expressions Using Aprincipal Component Analysis And Convolutional Neural Network” yang dilakukan oleh (Dwi Lydia Zuharah Astuti, Samsuryadi, dan Dian Palupi Rini, 2019). Dalam penelitian menggunakan metode Convolutional Neural Network untuk mengklasifikasikan dan mendeteksi ekspresi wajah manusia disaat kondisi senang dan murung[3]. Penelitian terkait “Multivariate Analysis and Machine Learning for Ripeness Classification of Cape Gooseberry Fruits” yang dilakukan oleh (Miguel De-la-Torre, Omar Zatarain, Himer Avila-George, Mirna Muñoz, Jimy Oblitas, Russel Lozada, Jezreel Mejía and Wilson Castro, 2019). Dalam penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network untuk mengklasifikasikan dan mendeteksi tingkat kematangan buah Gooseberry, secara real time menggunakan webcam VGA Halion-HA-411[4]. Penelitian mengenai “Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Tomat Menggunakan Keras” yang dilakukan oleh (Tiara Shafira, 2018). Dalam penelitian ini menggunakan algoritma Convolutional Neural Network untuk klasifikasi dan mendeteksi kelayakan buah tomat secara real-time dengan menggunakan kamera. Pada penelitian ini terdapat dataset citra tomat layak maupun tidak layak sebanyak 100 citra gambar[5]. Pada penelitian yang dilakukan (Ina Najiah dan Ifani Hariyanti, 2020) yang berjudul “Deteksi Jenis Dan Kematangan Pisang Menggunakan Metode Extreme Learning Machine” pada penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi tingkat kematangan 9 jenis buah pisang secara real-time dengan menggunakan kamera. Sehingga dapat membantu para petani dalam hal memilah jenis - jenis buah pisang tersebut secara cepat dan akurat[6]. Artificial Intelligence (AI) merupakan salah satu disiplin ilmu yang luas, beberapa lingkup utama AI antara lain adalah Sistem Pakar (Expert System), Pengolahan Bahasa Alami (Natural Language Processing/NLP), Pengenalan Ucapan (Speech Recognition), Computer Vision, Intelligent Computer-Aided Instruction, dan lainnya. Pengenalan ucapan yaitu dimana manusia dapat melakukan komunikasi dengan komputer menggunakan suara. Computer vision yaitu dalam hal menginterpretasikan objek atau gambar yang tampak melalui komputer. Intelligent Computer-Aided Instruction yaitu bagaimana komputer dapat berperan sebagai tutor yang dapat mengajar atau melatih. Neural Network merupakan kategori ilmu Soft Computing. Neural Network sebenarnya mengadopsi dari kemampuan otak manusia yang mampu memberikan stimulasi/rangsangan, melakukan proses, dan memberikan output. Output diperoleh dari variasi stimulasi dan proses yang terjadi di dalam otak manusia[7]. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan pengembangan dari multilayer perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi dalam bentuk citra. CNN ini termasuk kedalam jenis Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. CNN ini pertama kali dilakukan oleh Hubel dan Wiesel (Hubel & Wiesel, T, 1968) mengenai visual cortex pada indera penglihatan kucing. Secara teknis,

CNN adalah sebuah arsitektur yang dapat dilatih dan terdiri dari beberapa tahap. Masukan (input) dan keluaran (output) dari setiap tahap adalah terdiri dari beberapa array yang biasa disebut feature map. Setiap tahap terdiri dari tiga layer yaitu konvolusi, fungsi aktivasi layer dan pooling layer[8]. Deep learning adalah salah satu bidang machine learning yang memanfaatkan banyak layer pengolahan informasi nonlinier untuk melakukan ekstraksi fitur, pengenalan pola, dan klasifikasi (Deng dan Yu, 2014). Menurut (Goodfellow, 2016), deep learning adalah sebuah pendekatan dalam penyelesaian masalah pada sistem pembelajaran komputer yang menggunakan konsep hierarki. Konsep hierarki membuat komputer mampu mempelajari konsep yang kompleks dengan menggabungkan dari konsep-konsep yang lebih sederhana[9]. Machine Learning merupakan cabang ilmu dari Artificial Intelligence yang memungkinkan komputer memiliki kemampuan untuk belajar tanpa perlu di program lagi (Arthur Samuel, 1959). Secara sederhana machine learning membangun sebuah algoritma yang memungkinkan program komputer untuk belajar dan melakukan tugasnya sendiri tanpa adanya instruksi dari penggunanya. Algoritma semacam ini bekerja dengan cara membangun sebuah model dari input atau masukan untuk dapat menghasilkan suatu prediksi atau pengambilan keputusan berdasarkan data yang ada[10]. Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang diracik oleh Guido van Rossum, python banyak digunakan untuk membuat berbagai macam program, seperti : program CLI, program GUI (desktop), aplikasi Mobile, Web, IoT, Game, program untuk Hacking dsb. Python adalah bahasa pemrograman interpretatif multiguna, dengan filosofi perancangan yang berfokus pada tingkat keterbacaan kode. Python dapat digunakan untuk berbagai keperluan pengembangan perangkat lunak dan dapat berjalan di berbagai platform sistem operasi. Python juga dikenal dengan bahasa pemrograman yang mudah dipelajari, karena struktur sintaknya rapi dan mudah dipahami[11]. Menurut Murni, pengolahan citra merupakan proses pengolahan dan analisis citra yang banyak melibatkan persepsi visual. Proses ini mempunyai ciri data masukan dan informasi keluaran berbentuk sebuah citra. Teknik pengolahan citra menggunakan komputer untuk mendijitasi pola bayangan dan warna pada gambar yang sudah tersedia.[12]. XAMPP adalah sebuah paket perangkat lunak (software) komputer yang sistem penamaannya diambil dari akronim kata Apache, MySQL (dulu) / MariaDB (sekarang), PHP, dan Perl[13].

### III. PERANCANGAN ALAT DAN SISTEM

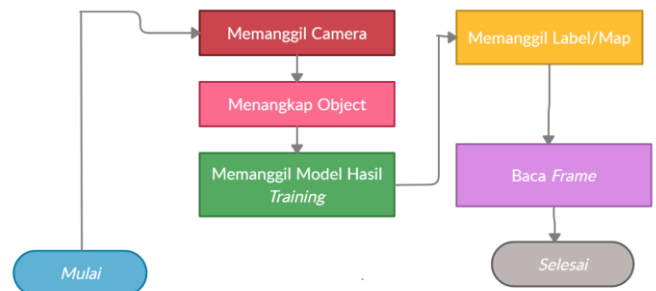
Variabel yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan dalam Tabel 1. tentang penjelasan dan definisi operasional penelitian:

Tabel 1. Definisi Operasional Variabel

Variabel	Definisi Operasional Variabel
Manusia	Gambar yang berisi manusia yang bernama Melinda

Tabel 1. Definisi Operasional Variabel(lanjutan)

Variabel	Definisi Operasional Variabel
Pisang Mentah	Gambar yang berisi buah pisang dengan kondisi yang masi muda atau bisa di sebut juga dengan buah pisang dengan kondisi berkulit <i>hijau</i> .
Pisang Matang	Gambar yang berisi buah pisang dengan kondisi yang matang atau bisa di sebut juga dengan buah pisang dengan kondisi berkulit <i>kuning</i> .
Pisang Busuk	Gambar yang berisi buah pisang dengan kondisi yang busuk atau bisa di sebut juga dengan buah pisang dengan kondisi kulit buah pisang dipenuhi dengan bercak-bercak warna <i>coklat ke hitam</i> .
Bukan Pisang atau Buah lain	Gambar yang berisi selain buah pisang seperti buah apel, jeruk dan lain-lain.



Gambar 2.

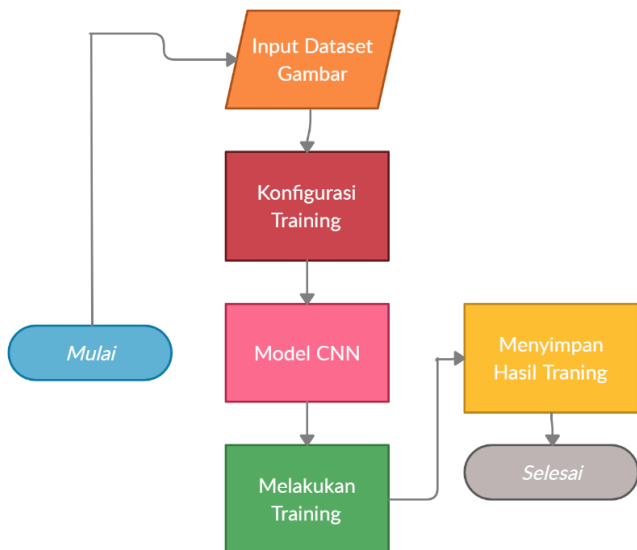
Berdasarkan Gambar 2, proses dari jalannya prediksi real-time dimulai dengan memanggil kamera yang digunakan untuk mendeteksi keadaan warna kulit buah pisang, selanjutnya sistem akan membaca video secara realtime yang telah tertangkap kamera kemudian akan diproses untuk mengenali keadaan warna kulit buah pisang yang terdeteksi dari gambar tersebut. Memanggil hasil dari proses training dan akan memanggil labelmap untuk mendapatkan definisi dari label untuk prediksi keadaan. Langkah selanjutnya yaitu membaca frame dari masukkan realtime, kemudian akan melakukan dan menampilkan hasil prediksi dari keadaan pisang yang terdeteksi.

Data gambar dibagi kedalam 2 kelompok yaitu data train dan data test. Data train berisi 607 gambar sedangkan data test berisi 190 gambar.

#### IV. HASIL DAN ANALISA

Pada bagian ini akan dilakukan uji coba pendeteksian buah pisang.



A. Dengan menggunakan jarak dan menggunakan objek selain buah pisang.







Gambar 1






Berdasarkan Gambar 1, proses training dimulai dengan menginput dataset gambar yang telah diberikan label dengan 5 kelas klasifikasi yaitu Manusia, Pisang Mentah, Pisang Matang, Pisang Busuk dan Bukan Pisang atau Buah Lain.





Tabel 1.



Jarak	Pisang Mentah
3cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Mentah
	Benar
6cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Mentah
	Benar







Jarak	Pisang Mentah
	<b>Benar</b>
10cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Pisang Mentah</b>
	<b>Benar</b>
14cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Pisang Mentah</b>
	<b>Benar</b>
17cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Pisang Mentah</b>
	<b>Benar</b>
25cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Pisang Mentah</b>
	<b>Benar</b>





Jarak	Pisang Mentah
30cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Pisang Mentah</b>
	<b>Benar</b>
45cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Pisang Mentah</b>
	<b>Benar</b>
55cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Pisang Mentah</b>
	<b>Benar</b>
	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Bukan Pisang (Jeruk)</b>
	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  <b>Bukan Pisang (Apel)</b>
	<b>Tidak Terdeketeksi Buah Pisang</b>

Jarak	Pisang Matang
3cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Matang Benar
6cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Matang Benar
10cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Matang Benar
14cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Matang Benar

Jarak	Pisang Matang
17cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Matang Benar
25cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Matang Benar
30cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Matang Benar
45cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  User atau Melinda Tidak Terdekteksi



Jarak	Pisang Matang
55cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  User atau Melinda
	Tidak Terdekteksi
Jarak	Pisang Busuk
3cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Busuk
	Benar
6cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Busuk
	Benar
10cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Busuk
	Benar

Jarak	Pisang Busuk
14cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Busuk
	Benar
17cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Busuk
	Benar
25cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Busuk
	Benar
30cm	Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js  Pisang Busuk
	Benar

Jarak	<b>Pisang Busuk</b> Teachable Machine Image Model - p5.js and ml5.js
45cm	 User atau Melinda
	<b>Tidak Terdekteksi</b>
55cm	 Pisang Busuk
	<b>Benar</b>



Gambar 1



Gambar 2



Gambar 3

Berdasarkan Tabel 1. Menambahkan jarak : 3cm, 6cm, 10cm,14cm, 17cm, 25cm, 30cm, 45cm, 55cm didapatkan hasil untuk pisang mentah berhasil terdeteksi dengan jumlah : 9 maka hasilnya adalah :  $9/9 * 100 = 100\%$ , untuk pisang matang berhasil terdeteksi dengan jumlah  $7/9 * 100 = 78\%$ , dan untuk pisang busuk berhasil terdeteksi dengan jumlah  $8/9 * 100 = 89\%$ .

B. Dengan pengenalan objek menggunakan warna kulit buah (hijau & kuning) selain buah pisang.

Pada bagian ini akan dilakukan uji coba pendeteksian dengan menggunakan objek warna kulit buah (hijau & kuning) selain buah pisang.

Gambar 1,2&3 adalah hasil pengenalan selain buah pisang dengan menggunakan buah lainnya tetapi dengan warna kulit yang sama (hijau & kuning).

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi serta pengujian yang telah dilakukan, penulis ingin menarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Pemograman deteksi dan pengenalan buah pisang menggunakan metode cnn dengan memanfaatkan bahasa pemograman pyhton, webcame serta aplikasi XAMPP dapat dijalankan dengan baik.
2. Berdasarkan data pengujian yang dikerjakan sebanyak 100 kali didapat tingkat akurasi dari program adalah sebesar 97% di ruang redup dan 97% di ruang terang untuk pisang mentah dengan pengujian sebanyak 33 kali, dan bila dengan jarak akurasinya mencapai 100%. Untuk tingkat akurasi 97% di ruang redup dan 97% diruang terang untuk pisang matang dengan pengujian sebanyak 33 kali dan bila dengan jarak akurasinya mencapai 78%. Untuk tingkat akurasi 97% di ruang redup dan 97% diruang terang untuk pisang busuk dan bila dengan jarak akurasinya mencapai 89%.
3. Pemograman deteksi dan pengenalan selain buah pisang dengan menggunakan buah lainnya tetapi dengan warna kulit yang sama (hijau & kuning) dapat dijalankan dan mengenali dengan baik.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kami ucapkan kepada semua pihak yang telah membantu menyelesaikan penelitian ini. Serta terima kasih kepada universitas mercu buana dan tim editorial Jurnal Teknologi Elektro atas dipublikasikannya penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Kamilaris and F. X. Prenafeta-Boldú, "Deep learning in agriculture: a survey," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 147, pp. 70–90, 2018.
- [2] A. Fuentes, S. Yoon, S. Kim, and D. Park, "A robust deeplearning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition," *Sensors*, vol. 17, no. 9, p. 2022, 2017.
- [3] Bradley, A. Schultz, R. Wieland, G. Lutze, Neural network in agroecological modelling-stylish application or helpful tool? *Computers and Electronics in Agriculture* 29 (1-2) (2000) 73-97.
- [4] C. DeChant et al., "Automated identification of northern leaf blightinfected maize plants from field imagery using deep learning," *Phytopathology*, vol. 107, no. 11, pp. 1426-1432, 2017.
- [5] D. Mishkin. Models accuracy on imagenet 2012 val. <https://github.com/BVLC/caffe/wiki/Models-accuracy-on-ImageNet-2012-val>. Accessed:2015-10-2.
- [6] Emil M Petriu, Professor, University of Ottawa, "Neural Networks: Basics
- [7] Hussain Hassan, N.M.; Nashat, A.A.: New effective techniques for automatic detection and classification of external olive fruitsdefects based on image processing techniques. *Multidimens.Syst. Signal Process.* (2018). <https://doi.org/10.1007/s11045-018-0573-5>.
- [8] I. S. Sortation, "Convolutional Neural Network Implementationfor," 2016.
- [9] R. J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: an incremental improvement," 2018, <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [10] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," *arXiv Technical Report*, 2014. [Online]. Available:<https://arxiv.org/abs/1409.1556>. [Accessed: 14-Feb-2019]
- [11] Kuldeep S, Dr. Anitha G S, "Neural Network Approach for Processing Substation Alarms", *International Journals of Power Electronics Controllers and Converters*.
- [12] O.S. Eluyode, Dipo Theophilus Akomolafe, "Comparative Study of Biological and Artificial Neural Networks", *European Journal of Applied Engineering and Scientific Research*, 2013, 2(1):36-46.