

IMPLEMENTASI *DEEP LEARNING* UNTUK PREDIKSI TINGKAT KEMATANGAN DAN BOBOT BUAH PEPAYA

DEEP LEARNING IMPLEMENTATION FOR WEIGHT AND RIPENESS PREDICTION OF PAPAYA

Aldho Helsaputra¹, Anggunmeka Luhur Prasasti², Reza Rendian Septiawan³
^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung
aldhohelsa@telkomuniversity.ac.id¹, anggunmeka@telkomuniversity.ac.id²,
zaseptiawan@telkomuniversity.ac.id³

Abstrak

Buah pepaya di Indoensia saat ini sangat digemari karena banyak manfaatnya. Saat ini untuk menentukan kematangan buah pepaya dan bobot buah pepaya masih menggunakan cara manual yaitu dengan visual manusia dan timbangan. Melihat kematangan dengan viusal manusi memiliki pandangan yang berbeda untuk menentukan kematangan buah pepaya. Tingkat kematangan buah pepaya sendiri dibagi menjadi 3 yaitu, mentah, setengah matang, dan matang. Saat ini ekspor dan impor di Indonesia sangat menguntungkan bagi petani buah pepaya maupun petani buah lainnya. Kualitas buah pepaya sendiri ditentukan dengan kematangan dan bobot buah. Sehingga diperlukan sebuah sistem automasi yang dapat mengklasifikasi kematangan buah pepaya dan bobot buah, agar saat proses pengiriman dan kualitas seleksi buah menjadi maksimal. Klasifikasi kematangan dilakukan dengan menggunakan 60 citra buah pepaya yang diperoleh dari pedagang buah menggunakan kamera *smartphone*. Pada penelitian ini penulis menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasi kematangan buah pepaya dan bobot buah. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini adalah sistem yang mampu mengklasifikasi tingkat kematangan buah pepaya dan bobot buah pepaya. Klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya mendapatkan tingkat akurasi *training* 94.08% dan 68% untuk *testing*. Sedangkan untuk prediksi bobot buah pepaya mendapatkan tingkat akurasi *training* 100% dan 80% untuk *testing*.

Kata kunci: Buah pepaya, *Convolutional Neural Network* (CNN), Tingkat Kematangan Buah Pepaya.

Abstract

Papaya fruit in Indonesia is currently very popular because of its many benefits. Currently to determine the ripeness of papaya fruit and papaya fruit weight are still using the manual method, namely with human visual and scales. Seeing ripeness visually, humans have different views to determine the ripeness of papaya fruit. The level of ripeness of papaya fruit itself is divided into 3, namely unripe, half-ripe, and ripe. Currently, exports and imports in Indonesia are very profitable for papaya farmers and other fruit farmers. The quality of papaya fruit itself is determined by the ripeness and weight of the fruit. So we need an automation system can classify the ripeness of papaya and fruit weight, so that during the delivery process and the quality of fruit selection is maximized. Ripeness classification was carried out using 60 images of papaya fruit obtained from fruit merchant using a smartphone camera. In this research, the author used the convolutional neural network (CNN) method to classify papaya ripeness and fruit weight. The results obtained from this research that can classify the level of ripeness of papaya fruit and papaya weight. The classification of papaya fruit ripeness level gets an accuracy of 100%, and 68%% for testing. As for the prediction of papaya fruit weight, the training accuracy level is 100% and 80% for testing.

Keywords: *Convolutional Neural Network* (CNN), Fruit papaya, Ripeness of papaya fruit.

1. Pendahuluan

Buah pepaya merupakan buah yang tumbuh dibagian tropis yang memiliki nama latin *Carica Papaya L.* Buah pepaya dikenal juga dengan buah yang tidak mengenal musim dan memiliki ketersediaan gizi yang cukup baik bagi tubuh. Buah pepaya dipercaya dapat membantu metabolisme pada tubuh. Tingkat kematangan buah pepaya ada 3 yaitu mentah, setengah matang, dan matang,

Di Indonesia ekspor dan impor masih sangat menjanjikan bagi petani buah pepaya maupun petani buah lainnya. Untuk melakukan ekspor buah tentunya bergantung pada kualitas buah, tingkat kematangan buah, dan bobot buah. Setiap buah pasti memiliki waktu untuk mencapai kematangan sempurna. Untuk mendapatkan hasil yang baik untuk ekspor buah maka diperlukan sebuah sistem automasi mampu mengklasifikasi kematangan buah dengan akurat dan tepat. Saat ini untuk menentukan kematangan buah pepaya dan bobot masih secara manual menggunakan mata dan timbangan. Menentukan tingkat kematangan dengan mata sendiri pasti memiliki kekurangan dan persepsi yang berbeda dari petani maupun konsumen buah. Tingkat kematangan dilihat dari tekstur warna dan kulit buah.

Pengklasifikasian kematangan buah pepaya dapat menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Karena implementasi CNN sangat baik untuk klasifikasi gambar. Pada penelitian sebelumnya tentang klasifikasi ekspresi secara realtime menggunakan CNN mendapatkan akurasi final 64.26%.

2. Landasan Teori

2.1. Citra

Citra merupakan sebuah gambar atau gambar bergerak yang diambil menggunakan kamera [1]. Suatu citra agar dapat diproses menggunakan komputer, citra tersebut akan direpresentasikan terlebih dahulu secara numerik dengan nilai-nilai diskrit [2]. Citra dapat direpresentasikan dengan matriks dua dimensi $f(x, y)$ yang terdiri dari kolom dan baris. Pixel atau picture element merupakan perpotongan antara kolom dan baris pada citra. Citra dapat dibagi menjadi 3 bagian yaitu, *Color Image* (RGB), *grayscale*, dan *binary image*.

a. *Color Image* (RGB)

Color Image (RGB) merupakan sebuah citra yang terdiri dari pixel-pixel yang mempunyai tiga nilai pada setiap pixelnya [3]. Tiga nilai yang berada pada pixel yaitu, red, green, dan blue. Nilai pixel yang dimiliki pada masing *channel* antara 0-255.

b. *Grayscale*

Grayscale merupakan sebuah citra keabuan yang memiliki warna gradasi dari putih hingga hitam [4]. Rentang nilai pada grayscale menyatakan setiap pixel memiliki 8 bit [1].

c. *Binary Image*

Binary image merupakan sebuah citra yang terdiri dari pixel-pixel yang berwarna hitam atau putih. Binary image biasa digunakan untuk membaca teks pada citra, fingerprint, dan gambar arsitektur lainnya.

2.2. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra adalah proses untuk mengambil informasi sebuah citra sehingga menghasilkan sebuah output yang akan digunakan untuk aspek-aspek tertentu [2]. Metode yang digunakan untuk pengolahan citra digital yaitu transformasi citra. Transformasi citra adalah operasi matematis yang bertujuan untuk menyederhanakan suatu masalah. Misalnya kita memiliki input citra berukuran 480x480 yang akan digunakan untuk model CNN dengan input citra 150x150 maka harus dilakukan resizing atau scaling untuk memproses input pada sistem.

2.3. Deep Learning

Deep Learning (DL) adalah pembelajaran dalam dari turunan pembelajaran mesin (Machine Learning) dan kecerdasan buatan (Artificial Intelligent) [5]. Deep learning merupakan jaringan syaraf tiruan yang menggunakan input metadata yang akan diproses menggunakan hidden layer. Algoritma deep learning mampu mengurangi beban pemrograman dengan cara memilih fitur eksplisit [6]. Setiap hidden layer melatih fitur berdasarkan output pada jaringan sebelumnya. Berdasarkan hal itu deep learning mampu untuk memecahkan masalah kompleks yang rumit dan terdiri dari multiple non-linear transformation.

2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jenis neural network yang biasa digunakan pada pengolahan citra digital [7]. CNN pada umumnya digunakan untuk pengklasifikasian sebuah objek atau mengenali objek lebih jauh dengan pelatihan dataset training. CNN memanfaatkan sebuah proses konvolusi yang menggerakkan sebuah kernel konvolusi (filter) terhadap sebuah citra (image) [8]. Konvolusi adalah sebuah proses aljabar linear yang mengkalikan matriks yang didapat dari filter pada sebuah citra (image) secara berulang. CNN pada umumnya memiliki 3 jenis *layer* yaitu, *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* [9].

2.5. Tensorflow

Tensorflow merupakan framework yang dikembangkan pada tahun 2015 oleh Google Brain Team untuk melakukan perhitungan numerik [10]. Framework tensorflow sangat populer pada pengembangan AI, ML, dan

DL [10]. Tensorflow biasa digunakan untuk klasifikasi citra. Tensorflow mampu mendukung pemodelan deep learning seperti CNN, Recurrent Neural Network (RNN), Dynamic Bayesian Network (DBN), dan Restricted Boltzmann Machine (RBM).

3. Perancangan Sistem

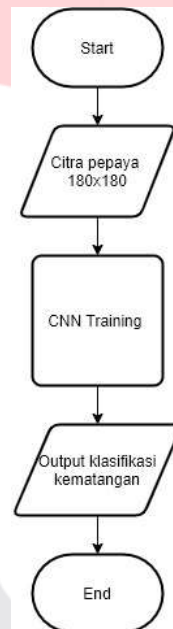
3.1 Perancangan Sistem

3.1.1. Pre-Processing

Citra buah pepaya yang sudah dikumpulkan akan dilakukan *augmentasi data* dan *resizing*. Input citra yang akan digunakan adalah $180 \times 180 \times 3$, dimana angka 3 menggambarkan jumlah *channel* yaitu, *red*, *green*, dan *blue*. Citra yang dikumpulkan berjumlah 60 buah yang akan dibagi menjadi *data training* dan validasi. Pembagian jumlah data menggunakan rasio 4:1. Data akan dibagi menjadi 3 kelas yaitu, mentah, setengah matang, dan matang untuk klasifikasi kematangan. Sedangkan untuk dataset prediksi bobot buah berjumlah 60 dan akan dibagi menjadi 3 kelas yaitu, 0.700 – 0.850 kg, 0.850 – 0.920 kg, dan 0.920 – 1.5 kg.

3.2. Klasifikasi Kematangan Buah dengan CNN

Citra buah pepaya dengan ukuran 180×180 akan menjadi input pada model CNN yang sudah dirancang. Pada klasifikasi kematangan buah pepaya dibagi menjadi 3 kelas yaitu, matang, mentah, dan setengah matang. Model yang sudah dirancang akan melakukan *training*, *validation*, dan *testing* pada input yang diberikan sehingga akan menghasilkan output klasifikasi kematangan buah pepaya. Flowchart klasifikasi kematangan buah pepaya dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Flowchart klasifikasi kematangan buah pepaya.

3.3. Prediksi Bobot Buah dengan CNN

Citra buah pepaya dengan ukuran 180×180 akan menjadi input pada model CNN yang sudah dirancang. Pada prediksi bobot buah pepaya dibagi menjadi 3 kelas yaitu, 0.700 – 0.850 kg, 0.850 – 0.920 kg, dan 0.920 – 1.5 kg. Model yang sudah dirancang akan melakukan *training*, *validation*, dan *testing* pada input yang diberikan sehingga akan menghasilkan output prediksi bobot buah pepaya. Flowchart prediksi bobot buah pepaya dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Flowchart prediksi bobot buah pepaya.

4. Pengujian dan Analisis

4.1. Implementasi Sistem

Pada tahap klasifikasi kematangan buah pepaya diawali dengan augmentasi dataset dan *resizing* data. Dataset yang digunakan untuk klasifikasi kematangan berjumlah 60 buah akan diaugmentasi dan *resizing*, sehingga dataset yang digunakan berjumlah 717 dengan pembagian data *training* 573 dan validasi data 144 dengan ukuran input 180x180x3.

Pada tahap prediksi bobot buah pepaya diawali dengan augmentasi dan *resizing* data. Dataset yang akan digunakan dibagi menjadi 3 kelas yang sudah ditentukan pada perancangan. Dataset yang digunakan berjumlah 717 citra yang sudah diaugmentasi dan *resizing* dengan ukuran input 180x180x3. Pada data *testing* klasifikasi kematangan buah menggunakan 25 citra pepaya diluar dataset *training* dan untuk *testing* prediksi bobot buah menggunakan 10 citra.

4.2. Hasil Pengujian

Hasil pengujian diperoleh setelah melakukan *training* dan *testing* pada model CNN yang sudah dibuat. Setelah melalui proses CNN hasil yang diperoleh untuk klasifikasi kematangan buah pepaya menggunakan 25 citra *testing* menggunakan konfigurasi *batch size* 16, fungsi aktivasi tanh pada input *layer* dan fungsi aktivasi *datap* dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Pengujian Klasifikasi Kematangan Buah Pepaya.

Citra Pepaya	Tingkat Kematangan		Akurasi(%)
	Aktual	Prediksi	
1	Matang	Matang	100
2	Matang	Matang	100
3	Matang	Setengah matang	0
4	Matang	Setengah matang	0
5	Mentah	Matang	100
6	Matang	Matang	100
...
25	Setengah matang	Setengah matang	100
Total			68%

Untuk hasil pengujian prediksi bobot buah pepaya menggunakan 10 citra *testing* dapat dilihat pada Tabel 4.2 berikut.

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Data Testing.

Citra Pepaya	Bobot Buah		Akurasi (%)
	Aktual (KG)	Prediksi (KG)	
1	0.878	0.850 – 0.920	100
2	0.751	0.850 – 0.920	100
3	0.876	0.850 – 0.920	100
4	1.059	0.920 – 1.5	100
5	0.907	0.850 – 0.920	100
6	0.880	0.850 – 0.920	100
...
10	0.730	0.700 – 0.850	100
Total			80%

Berdasarkan tabel 4.1 dan tabel 4.2 dapat diketahui hasil pengujian pada klasifikasi kematangan buah mencapai akurasi *testing* sebesar 68%. Dan pada prediksi bobot buah mencapai akurasi saat *testing* sebesar 80%.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1. Kesimpulan

Dari percobaan yang sudah dilakukan, dapat diambil kesimpulan metode yang digunakan menjawab tujuan penelitian sebagai berikut:

1. Metode Convolutional Neural Network (CNN) mampu melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah pepaya dan akurasi yang diperoleh 68% saat *testing*.
2. Metode CNN mampu melakukan prediksi bobot buah pepaya dan akurasi yang diperoleh saat testing 80%.
3. Jumlah dataset sangat berpengaruh saat menerapkan deep learning terhadap sistem. Dataset yang digunakan pada penelitian ini sangat sedikit. Semakin besar dataset yang digunakan maka hasil training dan testing akan mendapatkan akurasi yang baik.

5.2. Saran

Saran yang dapat disampaikan penulis untuk pengembangan sistem ini menjadi lebih baik adalah sebagai berikut:

1. Membuat model CNN yang lebih baik untuk klasifikasi tingkat kematangan dan bobot buah pepaya.
2. Menggunakan dataset yang besar agar mendapatkan akurasi yang lebih baik saat klasifikasi tingkat kematangan dan bobot buah pepaya.
3. Menggunakan pengolahan citra yang lebih baik untuk memaksimalkan citra buah pepaya.
4. Menambah jumlah epoch saat training agar meningkatkan akurasi training menjadi lebih baik.

REFERENSI

- [1] Imam Fathurrahman, Amri Muliawan Nur, Fathurrahman, «Identifikasi Kematangan Buah Mentimun Berbasis Citra Digital Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,» *Informatika dan Teknologi*, Vols. %1 de %22, No. 1, pp. 27 - 33, 2019.
- [2] Sella Kusumaningtyas, Rosa Andrie Asmara, «IDENTIFIKASI KEMATANGAN BUAH TOMAT BERDASARKAN WARNA MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST),» Vols. %1 de %22, Edisi 2, pp. 72 - 75, 2016.
- [3] Rucha Thakur, Gaurav Suryawanshi, Hardik Patel, Janhavi Sangoi, «An Innovative Approach For Fruit Ripeness Classification,» de *Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS 2020)*, 2020.
- [4] Salma Shofia Rosyda, Budhi Irawan and Anggunmekha Luhur Prasasti, «Design of arabic recognition application using Convolutional Neural Network,» *Journal of Engineering and Applied Sciences*, pp. 6982 - 6990, 2019.
- [5] Ari Peryanto, Anton Yudhana, dan Rusydi Umar, «Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network,» vol. 8, n° 2, pp. 138 - 147, 2019.
- [6] Ina Najjah, Ifani Hariyanti, «DETEKSI JENIS DAN KEMATANGAN PISANG MENGGUNAKAN METODE EXTREME LEARNING MACHINE,» *JURNAL RESPONSIF*, vol. Vol. 2 No.2, p. 232~242, 2020.
- [7] Alief Wikarta, Agus Sigit Pramono, Julendra B Ariatedja, «Analisa Berbagai Optimizer Pada Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Pemakaian Masker Pengemudi Kendaraan,» de *Seminar Nasional Informatika (SEMNASIF)*, Yogyakarta, 2020.
- [8] Fajar Arasy Isman, Anggunmekha Luhur Prasasti, Ratna Astuti Nugrahaeni, «Expression Classification For User Experience Testing Using Convolutional Neural Network,» de *International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems (AIMS)*, 2021.
- [9] Laila Ma'rifatul Azizah, Sitti Fadillah Umayah, Slamet Riyadi, Cahya Damarjati, Nafi Ananda Utama, «Deep Learning Implementation using Convolutional Neural Network in Mangosteen Surface Defect Detection,» de *International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE 2017)*, Penang, Malaysia, 2017.
- [10] Nuruddin Wiranda, Harja Santana Purba, R Ati Sukmawati, «Survei Menggunakan Tensorflow Pada Machine Learning untuk Identifikasi Ikan Kawasan Lahan Basah,» *Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems (IJEIS)*, vol. 10, pp. 179 - 188, 2020.