

Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN

Arvi Arkadia¹, Sekar Ayu Damayanti², Desta Sandya Prasvita³
S1 Informatika / Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta
Jl. RS. Fatmawati Raya, Pd. Labu, Kec. Cilandak, Kota Depok, Daerah Khusus Ibukota Jakarta arvia@upnvj.ac.id, sekar3011ayu@gmail.com, destasandya@gmail.com

Abstrak. Buah Badami merupakan mangga yang berasal dari negara Gujarat, India. Mangga Badami mempunyai karakteristik khas sangat manis dengan pulp tanpa serat, kaya akan vit A serta dan vitamin C. Terdapat sesuatu kasus dalam memastikan sebagian buah mangga yang telah melewati masa kematangan yang dimana buah mangga tersebut tidak layak lagi buat dikonsumsi. Bersumber pada kasus yang hendak diteliti, pada riset ini dilakukan pemrograman sistem yang mendapatkan pendeteksi kematangan pada warna mangga Badami dengan menerapkan metode Convolutional Neural Networks(CNN) pada aplikasi pengolahan citra digital, sehingga dapat dipastikan buah mangga yang telah melewati masa kematangan untuk dikonsumsi. Pengujian ini dengan memakai citra sebanyak 25 citra sebagai citra uji dan 179 citra sebagai citra latih dari 204 total citra. Dengan akurasi pengujian model sebesar 97,2%.

Kata Kunci: Mangga Badami, CNN, Citra Digital

1 Pendahuluan

Mangga badami ialah anggota kingdom Plantae, Divisi Tracheophyta, kelas Magnoliopsida, ordo Sapindales, serta famili Anacardiaceae. Tumbuhan ini berasal dari genus mangifera dengan nama spesies Mangifera indica L. Nama spesies tanaman mangga badami memiliki arti "tanaman dari India berbuah mangga". Lebih dari 1000 variasi mangga yang diketahui berasal dari dua galur biji mangga – monoembrionik (embrio tunggal) dan poliembrionik (banyak embrio). Biji monoembrionik berasal dari India, sedangkan polyembrionik berasal dari Indocina [6]. Mangga merupakan tanaman berbuah musiman yang berupa pohon dan berasal dari India. Mangga memiliki potensi untuk dikembangkan karena tingkat keragaman genetiknya yang tinggi. Buah mangga Badami memiliki keragaman genetika yang tinggi baik variasi pada bentuk, ukuran dan warna [2].

Metode Deep Learning mempunyai hasil signifikan terhadap pendeteksi citra ialah Convolutional Neural Network (CNN) [1]. Hal itu dikarenakan CNN berusaha untuk menyerupai pengenalan citra dengan visual cortex manusia sehingga dapat mengolah informasi mengenai citra. Namun CNN, sama seperti metode deep learning lainnya dimana terdapat kekurangan yaitu proses pelatihan model yang cukup lama tetapi dapat diatasi dengan menggunakan perangkat keras seperti GPU [4].

Banyak metode yang dipakai dalam mengolah citra digital contohnya penggunaan neural network seperti CNN . CNN merupakan implementasi model deep learning. Metode CNN digunakan dalam mendeteksi dan mengenali objek pada citra [5]. Metode CNN memiliki weight, bias, dan activation function. Pokok permasalahan adalah menentukan kualitas dari mangga badami dengan cara memilih atau memilah mengklasifikasi buah mentah yang dilakukan secara konvensional belum tentu merupakan buah yang matang, ataupun buah mangga yang sudah melewati batas kematangan yang akan melalui masa pembusukan atau tidak layak konsumsi [6]. Bersumber pada kasus yang dialami, pada riset ini dilakukan perancangan sistem dengan mengklasifikasi buah mangga badami menggunakan metode CNN, dengan harapan dapat membantu masyarakat dalam memilah buah mangga yang layak untuk dikonsumsi.



2 Landasan Teori

2.1 Definisi Citra

Sebuah gambar adalah ekspresi, imitasi, atau imitasi. Keluaran citra dapat berupa sistem perekaman informasi citra optik berupa citra atau sinyal analog seperti video dan gambar pada layar monitor. Foto digital yang dapat disimpan ke TV atau disimpan langsung ke TV. media penyimpanan [2].

Gambar dapat dibagi menjadi gambar diam dan film. Gambar diam adalah gambar tunggal yang tidak bergerak. Di sisi lain, gambar bergerak adalah kumpulan gambar diam yang terus menerus menampilkan gambar bergerak. Setiap gambar dalam koleksi ini disebut bingkai. Gambar dalam film layar lebar dan film televisi biasanya berisi ratusan hingga ribuan gambar [5].

2.1.1 Definisi Citra Analog

Citra analog adalah gambaran citra yang tercipta dari sinyal yang berkelanjutan. Ukuran pada intensitas sinyal analog memiliki rentang nilai antara 0 s.d ~. Alat untuk menangkap sinyal analog seperti kamera analog dan indera penglihatan [1].

2.1.2 Citra Digital

Citra digital adalah representasi dari suatu citra yang dibentuk berdasarkan sampling dan kuantisasi (jumlah pada citra yang akan diolah) yang diperoleh dari suatu mesin. Sampling menggambarkan matrik yang tersusun dari baris dan kolom. Dengan kata lain, pengambilan sampel suatu gambar mewakili ukuran piksel (titik) pada gambar, kuantisasi mewakili nilai tingkat kecerahan yang digambarkan menggunakan skala abu-abu sesuai dengan digit biner, dan kuantisasi kata-kata dalam gambar lain mewakili warna dalam jumlah gambar [10].

2.2 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra adalah proses mengolah citra dengan metode tertentu untuk mencapai maksud yang diinginkan. Dalam perkembangan selanjutnya, pengolah citra dan komputer vision dipakai untuk menggantaikan mata manusia sebagai alat akusisi citra seperti kamera dan pemindai digunakan sebagai mata, dan mesin komputer (dan program perhitungannya) digunakan sebagai otak atau pusat informasi untuk penyesuaian. dan pengolahan. Oleh karena itu, beberapa bidang dalam computer vision menjadi penting, antara lain: pengenalan pola, pengenalan biometrik berdasarkan biometrik yang muncul dalam tubuh manusia, content-based image dan video retrieval (pengambilan gambar atau video). Informasi), pengeditan video, dll. [2]

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah pengembangan dari Multilayer Perceptrons (MLP) yang dirancang untuk pemrosesan data 2D. Metode CNN termasuk dalam tipe deep neural network learning karena kedalaman jaringan dan banyak digunakan untuk data citra. MLP tidak cocok untuk klasifikasi citra karena tidak menyimpan informasi spasial dalam data citra dan memperlakukan setiap piksel sebagai fungsi independen. CNN pertama kali dikembangkan sebagai neocognitron oleh Kunihiko Fukushima, peneliti ilmu penyiaran NHK di Kida Research Institute di Setagaya, Tokyo. Konsep ini dikembangkan oleh Ian Le Chun, seorang peneliti di AT&T Bell Labs di Homedale, New Jersey, AS. Model LeNet CNN telah berhasil digunakan oleh LeChun dalam identifikasi penelepon dan studi tulisan tangannya. Pada 2012, Alex Krizowski memenangkan Amazing Video ID Challenge of ImageNet 2012 di program CNN. Terobosan ini merupakan kesempatan untuk mendemonstrasikan metode deep learning untuk mengklasifikasikan objek dalam foto, khususnya CNN. [4]



2.3.1 Konsep CNN

Prinsip kerja metode CNN mirip dengan MLP, namun pada metode CNN setiap neuron direpresentasikan dalam dua dimensi, sedangkan MLP berbeda, dimana setiap neuron hanya satu dimensi. MLP memiliki lapisan (kotak merah dan biru), dan setiap lapisan berisi neuron ji (lingkaran putih). MLP mengambil data input satu dimensi dan mendistribusikannya melalui jaringan untuk menghasilkan output. Setiap koneksi antara neuron dalam dua lapisan yang berdekatan memiliki parameter bobot satu dimensi yang menentukan kualitas pola. Ini melakukan operasi linier pada nilai bobot yang tersedia di setiap tingkat input data dan kemudian menggunakan operasi non-linier yang disebut fungsi pemicu untuk mengubah hasil perhitungan. Dalam CNN, distribusi data dalam jaringan data adalah dua dimensi, sehingga CNN memiliki beberapa parameter linier dan bobot. Dengan CNN, operasi linier dan parameter pembobotan berbeda untuk CNN karena data yang dikirimkan melalui jaringan data adalah dua dimensi. [7]

Bobot yang menggunakan operasi linier dan konvolusi di CNN adalah kumpulan partikel konvolusi 4D dan 1D. Ukuran pembobotan CNN adalah:

neuron input x neuron output x tinggi x lebar (1)

Sewaktu pemrosesan konvolusi pada CNN menyebabkan CNN hanya dipakai dalam suatu data berbentuk dua dimensi misal suara atau gambar.

2.3.2 Arsitektur CNN

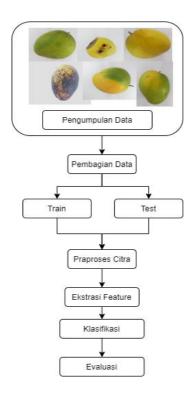
Sebuah JST memiliki neuron dan lapisan yang berbeda dalam beberapa level pada setiap lapisannya [2]. Kedua masalah ini tidak dapat dinilai dengan perbedaan yang jelas antara aturan. Dalam proses MLP, jaringan tanpa lapisan tersembunyi dapat mewakili persamaan linier apa pun, sedangkan jaringan dengan satu atau dua lapisan tersembunyi dapat mengubah sebagian besar persamaan menjadi data sederhana [6]. Namun, MLP memiliki keterbatasan untuk data yang lebih kompleks. Ada cara untuk menentukan jumlah neuron pada setiap lapisan dengan hasil maksimal, tergantung pada jumlah lapisan yang tersembunyi di bawah 3 lapisan [1]. Tumpang tindih dua lapisan umumnya tidak dianjurkan. Ini sangat mengurangi overhead dan backscatter. Dengan berkembangnya pembelajaran yang mendalam, menjadi jelas bahwa solusi kekurangan MLP dalam memproses data kompleks, menggunakan kemampuan untuk mengubah data input ke dalam format yang mudah dipahami untuk MLP.

Hal ini menyebabkan pengembangan pembelajaran yang mendalam, di mana beberapa lapisan direpresentasikan dalam model dengan transformasi data sebelum menerapkan metode algoritma. Ini mengarah pada pengembangan model jaringan saraf dengan tiga atau lebih lapisan [11]. Namun, karena level pertama berfungsi sebagai proses ekstraksi fitur, tidak ada aturan umum tentang jumlah level dalam DNN, dan implementasinya bergantung pada kumpulan data yang digunakan. Oleh karena itu, jumlah lapisan jaringan yang disebutkan sebelumnya dan jumlah neuron di setiap lapisan adalah parameter dan dioptimalkan menggunakan metode penelitian. CNN terdiri dari beberapa level. Menurut arsitektur LeNet5, CNN memiliki empat level utama, sedangkan TA hanya memiliki tiga level [11].

3 Metode Penelitian

Dalam melakukan penelitian ini terdapat beberapa langkah yang dilakukan sebelum memulai percobaan yang dilakukan. Langkah-langkah tersebut yaitu pengumpulan data mangga badami, praproses citra, ekstrasi feature, dan klasifikasi serta evaluasi hasil penelitian. Langkah dari proses tersebut diilustrasikan pada Gambar 1.





Gambar. 1. Skema Proses Pengolahan Data.

3.1 Pengumpulan Gambar

Data Citra Buah Mangga Badami yang digunakan diambil dari repositori Kaggle.. Total citra yang didapat dalam proses penelitian terdapat 204 citra. Citra tersebut terdiri dari 35 Mangga Badami Busuk, 75 Mangga Badami Mentah, dan 94 Mangga Badami Matang. Citra Mangga Badami berformat JPEG dengan ukuran 100 x 600 pixel. Citra sebanyak 25 digunakan sebagai data uji dan 179 digunakan sebagai data latih dalam praproses data dan selanjutnya digunakan dalam pembangunan model klasifikasi.

3.2 Praproses Data

Setelah data dibagi menjadi Data Training dan Data Testing, citra akan melalui langkah pra proses. Citra akan diubah kedalam citra RGB dengan ukuran 244 x 244 pixel. Citra akan dikonversikan dalam bentuk Array 2D. Kemudian Citra akan dikonversikan lagi kedalam bentuk Array 3D. Hasil akhir dari praproses data yaitu citra telah dikonversi dalam bentuk Array 4D.

3.3 Ekstrasi Feature

Dalam proses deep learning terdapat tahapan Feature Learning. Feature Learning merupakan tahapan dimana sistem melakukan proses belajar, penggunaan deep learning sistem akan otomatis belajar mengenai fitur ekstraksi. Feature Learning mempunyai dua jenis layer, yaitu Convolution Layer dan Pooling Layer. Convolution Layer digunakan dalam proses fitur. Sedangkan Pooling Layer digunakan dalam mereduksi dimensi hasil dari konvolusi. Jumlah filter yang digunakan 16,32,64,128. Pooling layer yang digunakan yaitu 2x2.

3.4 Klasifikasi

Proses klasifikasi menggunakan layer Fully Connected Layer. Sebelum masuk dalam layer tersebut. Hasil dari konvolusi diubah menjadi vector satu dimensi dengan flatten. Dimensi output yang akan dihasilkan yaitu 500 dan 81. Penggunaan Deep Learning digunakan dalam proses training model. Convolutional Neural Network sendiri



dibangun dan dikoneksikan dengan deep neural network. Model diberikan inputan array 4D hasil dari pra proses yang dilakukan.

3.5 Evaluasi

Langkah akhir dari proses penelitian yang dilakukan adalah dengan melakukan perhitungan terhadap akurasi terhadap klasifikasi Buah Mangga Badami. Hasil diolah dari pra proses yang dilakukan dan hasil prediksi dari sistem. Akurasi terhadap penggunaan model klasifikasi CNN dihitung dengan formulasi sebagai berikut:

Akurasi = (Nilai benar klasifikasi)/(Nilai uji)
$$x100\%$$
 (2)

4 Hasil dan Pembahasan

Dalam melakukan penelitian terhadap data Mangga Badami dimana penelitian memiliki tujuan untuk melihat hasil tingkat kematangan Buah Mangga Badami berdasarkan klasifikasi Buah Mangga Badami yang telah dibuat. Data Mangga Badami yang digunakan memiliki total data sebanyak 204 citra Buah Mangga Badami. Data sebanyak 25 digunakan sebagai data uji dan lainnya digunakan sebagai data latih. Pembagian Data diilustrasikan pada Tabel 1.

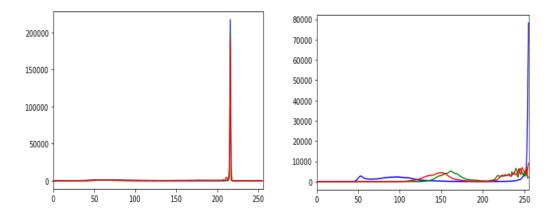
Tabel 1. Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Mangga Badami untuk Training dan Testing.

Label	Gambar untuk Training	Gambar untuk Testing
Busuk	25	10
Mentah	65	10
Matang	89	5

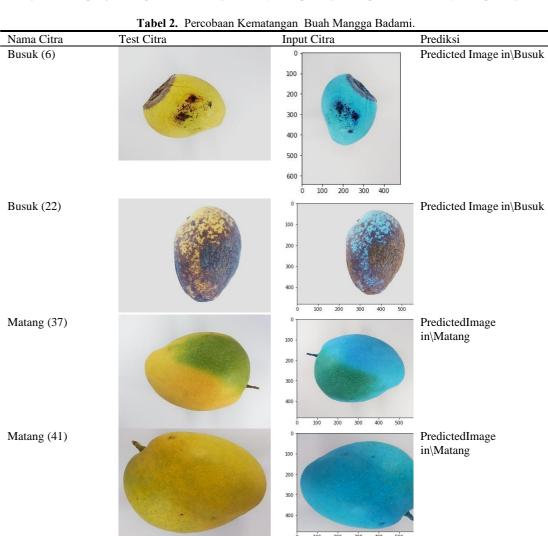
Ekstraksi Feature pada Buah Mangga Badami dilakukan pada array citra Buah Mangga Badami. Pada Convolutional Neural Network (CNN) memiliki bagian bernama Feature Extraction Layer dimana bagian itu melakukan proses citra menjadi feature berisi angka-angka yang dapat merepresentasikan citra tersebut. Citra Buah Mangga Badami diolah dari citra RGB (Red, Green, Blue) dari ukuran citra asli menjadi citra berukuran 244 x 244 pixel. Pada proses convolutional layer dilakukan proses filter citra dengan ukuran filter 16,32,64, dan 256. Citra akan memasuki prose stride dimana citra akan bergeser sesuai dengan ukuran filter yang digunakan. Kemudian citra akan diolah dengan pooling layer untuk mereduksi dimensi citra sehingga dapat membantu kinerja komputasi lebih cepat dan mengatasi overfitting.

Dalam praproses dilakukan beberapa tahapan proses citra. Citra Buah Mangga Badami akan dibaca sebagai citra RGB (Red, Green, Blue). Kemudian citra yang memiliki ukuran asli akan diubah menjadi citra berukuran 244 x 244 pixel. Citra tersebut diperlukan dalam proses convolutional layer dan pooling layer. Dalam proses untuk klasifikasi terdapat array inputan 3D atau array 4D. Dalam penelitian hasil akhir dari pra proses yang dilakukan menghasilkan array 4D sebagai inputan untuk membangun model. Hasil proposes data Buah Mangga Badami menunjukan tingkatan warna RGB yang dijelaskan dalam Gambar 2. Pada gambar tersebut menjelaskan perbedaan dimana penggunaan citra red lebih banyak pada training. Sedangkan pada data testing citra *blue* lebih dominan.





Gambar. 2. Gambar pada sebelah kiri merupakan grafik hasil pengolahan pada data training dan Gambar sebelah kanan merupakan grafik hasil pengolahan pada data testing, sumbu y merupakan jumlah pixel dan sumbu y merupakan jumlah citra.



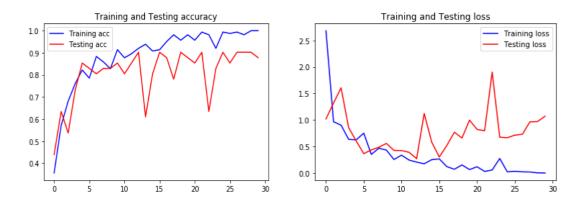
Dalam percobaan yang dilakukan untuk mengetahui bahwa Buah Mangga Badami termasuk dalam tingkat kematangan yang sebelumnya telah diklasifikasikan. Terdapat enam percobaan yang dilakukan untuk mengetahui antara data test dan prediksi yang dilakukan akurat atau tidak. Pada percobaan pertama program diberikan input sebuah buah busuk dan hasil prediksi busuk. Pada percobaan kedua program diberikan input sebuah buah busuk dan hasil prediksi busuk. Pada percobaan ketiga program diberikan input sebuah buah matang dan hasil prediksi



matang. Pada percobaan keempat program diberikan input sebuah buah matang dan hasil prediksi matang. Pada percobaan kelima program diberikan input sebuah buah mentah dan hasil prediksi mentah. Pada percobaan keenam program diberikan input sebuah buah mentah dan hasil prediksi mentah. Pada Tabel 2. dijelaskan uji coba yang dilakukan dan hasil prediksi dari uji coba, citra yang digunakan diambil dari salah satu contoh masing-masing hasil klasifikasi seperti matang,mentah,dan busuk.

Dari hasil pengujian didapatkan citra manga matang, citra manga mentah, dan citra manga busuk. Dimana citra manga matang memiliki warna yang dominan kuning dengan sedikit warna hijau. Citra manga mentah dengan citra yang dominan hijau dengan sedikit warna kuning. Citra manga busuk dominan dengan warna hitam dan sedikit kuning. Citra tersebut diuji berdasarkan klasifikasi manga yang telah ditentukan.

Dari hasil percobaan yang dilakukan memperlihatkan hasil dari proses pembangunan model dan ekstraksi feature yang dilakukan. Penggunaan model Convolutional Neural Network (CNN) memberikan hasil baik dalam program yang dibuat. Akurasi tertinggi sebesar 97.2% untuk *testing* dan 94.6% untuk *training*. Untuk data loss terendah pada 0.5 untuk testing dan 0.1 untuk training. Hal ini membuktikan bahwa model yang digunakan sangat baik dan mendekati akurat. Pada Gambar 3 digambarkan perbandingan akurasi dan *loss* pada proses klasifikasi. Tinggi rendahnya pengujian dikarenan waktu GPU yang berjalan dalam pemrosesan dalam melakukan pengenalan citra dengan GPU pada device yang baik tingkatan tersebut tidak terlalu curam [4].



Gambar. 3. Gambar sebelah kiri merupakan grafik pada pengujian akurasi dan gambar sebelah kanan merupakan grafik pengujian loss, sumbu x adalah jumlah data dan sumbu y satuan waktu dalam menit.

5 Kesimpulan

Pada penelitian yang dilakukan dimana pencarian klasifikasi tingkat kematangan Buah Mangga Badami dengan menerapkan model CNN setelah dilakukan beberapa percobaan mendapatkan hasil akurasi sebesar ~97,2% dan hasil loss sebesar ~0,5% dari hasil pengujian terhadap data testing. Sedangkan pengujian yang dilakukan terhadap data training menghasilkan nilai akurasi sebesar ~94,6% dan hasil loss sebesar ~0.1%. Hal ini menunjukan bahwa penggunaan model CNN pada klasifikasi kematangan Buah Mangga Badami cukup baik. Hasil pengujian terhadap Buah Mangga Badami cukup baik dimana hasil test gambar dan hasil input gambar setelah pemrosesan menunjukan kemiripan. Dari hasil pengetesan Citra Buah Mangga dapat ditemukan hasil yang cukup baik dimana tingkat kematangan Buah Mangga Badami sesuai dengan perkiraan yang dilakukan sesuai klasifikasi kematangan Buah Mangga Badami.

Mungkin pada penelitian yang dilakukan selanjutnya dapat menerapkan metode dari machine learning untuk membandingkan hasil yang lebih baik antara machine learning atatu deep learning. Penggunaan CNN membutuhkan banyak citra dalam pengolahannya sehingga untuk dataset yang ada harus banyak dan sesuai dengan klasifikasi masing-masing citra.



6 Referensi

- [1] I. W. S. E, A. Y. Wijaya and R. Soelaiman, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional," *JURNAL TEKNIK ITS*, vol. 5, p. 65, 2018.
- [2] F. K, "Neocognitron: A Self-Organizing Neural Network Model for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position," Biological Cybernetics, 1980.
- [3] K. A, "CS231n Convolutional Neural Network for Visual Recognition," Stanford University, 2019. [Online]. Available: http://cs231m.github.io/.. [Accessed 2020].
- [4] N. Nurdayani, P. Harsani and A. Qur'ania, "KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH MANGGA HARUM MANIS," 2019.
- [5] L. Y, Handwritten Digit Recognition with a Back-Propagation Network, 1990.
- [6] P. A. Nugroho, I. Fenriana and R. Arjianto, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA," *Jurnal Algor*, vol. 2, p. 12, 2020.
- [7] N. Fadila and R. Kosasih, "KLASIFIKASI JENIS KENDARAAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," p. 1, 2020.
- [8] A. Rohim, Y. A. Sari and Tibyani, "Convolution Neural Network (CNN) Untuk Pengklasifikasian Citra Makanan Tradisional," *JURNAL PENGEMBANGAN TEKNOLOGI INFORMASI DAN ILMU KOMPUTER*, vol. 3, p. 7037, 2019.
- [9] A. Rahim, Kusrini and E. T. Luthfi, "CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KALASIFIKASI PENGGUNAAN MASKER," p. 1, 2020.
- [10] E. Rasywir, R. Sinaga and P. Yovi, "Analisis dan Implementasi Diagnosis Penyakit Sawit dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Informatika dan Komputer*, vol. 22, p. 117, 2020.
- [11] V. M. P. SaLawazo, D. P. J. Gea, R. F. Gea and F. Azmi, "IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURALNETWORK (CNN)PADA PENEGANALAN OBJEK VIDEO CCTV," *Jurnal Mantik Penusa*, vol. 3, p. 74, 2019.