

KLASIFIKASI TINGKAT KUALITAS WORTEL MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Samsudin¹, Abdullah², Muhammad Rizky³

¹²³Prodi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri,
Jl. Provinsi Parit 1 Tembilahan Hulu Indragiri Hilir Riau

*Email: rizkygeming97@gmail.com

ABSTRAK

Wortel (*Daucus carota* L.) adalah produk hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi di Indonesia. Penentuan kualitas wortel sangat penting dalam menentukan harga jual, namun proses klasifikasi kualitas secara manual sering tidak efisien dan konsisten. Dengan perkembangan teknologi, metode pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) menawarkan solusi untuk mengotomatisasi klasifikasi kualitas wortel. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi kualitas wortel menggunakan metode CNN. Dataset terdiri dari 450 gambar wortel yang dibagi menjadi tiga kategori kualitas: baik, sedang, dan buruk. Model CNN dirancang dengan beberapa lapisan *konvolusi*, *pooling*, dan *fully connected*, menggunakan fungsi aktivasi ReLU dan *softmax*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengklasifikasikan kualitas wortel dengan akurasi tinggi, mencapai akurasi validasi hingga 94% pada *epoch* ke-50. Implementasi metode ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses sortasi wortel, serta berkontribusi pada standarisasi kualitas di industri pertanian.

Kata Kunci: *convolutional neural network* (CNN), klasifikasi kualitas wortel, pengolahan citra digital, kecerdasan buatan, standar kualitas pertanian.

ABSTRACT

Carrot (Daucus carota L.) is a horticultural product with high economic value in Indonesia. Determining the quality of carrots is crucial in setting their market price, but manual quality classification processes are often inefficient and inconsistent. With technological advancements, digital image processing and artificial intelligence methods like Convolutional Neural Network (CNN) offer solutions to automate the classification of carrot quality. This research develops a carrot quality classification system using the CNN method. The dataset consists of 450 carrot images divided into three quality categories: good, medium, and poor. The CNN model is designed with multiple convolutional, pooling, and fully connected layers, utilizing ReLU and softmax activation functions. The research results indicate that the CNN model can classify carrot quality with high accuracy, achieving a validation accuracy of up to 94% at the 50th epoch. The implementation of this method is expected to enhance efficiency and accuracy in the carrot sorting process and contribute to quality standardization in the agricultural industry.

Keywords: convolutional neural network (CNN), carrot quality classification, digital image processing, artificial intelligence, agricultural quality standards.

1 PENDAHULUAN

Wortel (*Daucus carota* L.) adalah produk hortikultura dengan nilai ekonomi tinggi di wilayah Indonesia [1]. Sebagai sayuran yang kaya akan vitamin dan mineral, wortel memainkan peran penting dalam pemenuhan gizi masyarakat. Di samping itu, wortel juga menjadi komoditas vital dalam industri makanan dan minuman, baik dalam bentuk segar maupun produk olahan. Permintaan pasar yang tinggi terhadap wortel membuatnya menjadi tanaman bernilai ekonomis tinggi, mendorong para petani untuk terus meningkatkan produksi dan kualitasnya [2]. Di Indonesia, wilayah produksi wortel terbesar meliputi Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur, dengan varietas unggulan yang mampu memberikan hasil panen melimpah setiap tahun. Manajemen budidaya wortel yang baik, mulai dari pemilihan benih, teknik penanaman, hingga proses pasca panen, sangat berpengaruh terhadap hasil dan kualitas akhir produk wortel[3].

Kualitas wortel merupakan faktor kunci yang menentukan harga jualnya di pasar. Namun, klasifikasi kualitas wortel secara manual sering kali tidak efisien dan rentan terhadap inkonsistensi [4]. Metode manual ini tidak hanya memerlukan waktu yang lama, tetapi juga sangat tergantung pada keterampilan dan pengalaman individu yang melakukannya [5]. Akibatnya, variabilitas dalam penilaian kualitas sering terjadi, yang dapat mempengaruhi penetapan harga dan kepuasan konsumen [6]. Dengan kemajuan teknologi, metode pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan menawarkan solusi yang menjanjikan untuk mengotomatisasi proses klasifikasi ini [7].



Gambar 1. Citra wortel

Beberapa penelitian telah dilakukan dengan objek wortel di antaranya, penelitian yang telah dilakukan oleh Sainika et al.,(2018), Penelitian ini menerapkan metode pengolahan citra digital untuk mengidentifikasi parameter visual wortel seperti area citra, panjang citra, dan diameter citra. Selain itu, digunakan metode korelasi para metrik untuk mengevaluasi hubungan antara parameter mutu dan morfologi wortel dengan parameter visual hasil pengolahan citra. Hasil penelitian menunjukkan bahwa diameter citra memiliki korelasi yang kuat dengan parameter mutu wortel. Pada nilai *threshold* 75, sistem ini berhasil mencapai akurasi klasifikasi tertinggi sebesar 98.88%. Meskipun begitu, akurasi klasifikasi rata-rata belum mencapai 100% karena tidak sempurna dalam proses *thresholding*, yang dapat mengakibatkan ketidakakuratan dalam klasifikasi [8].

Penelitian lainnya yang menggunakan objek wortel yaitu, yang dilakukan Tasya et al.,(2020), Penelitian ini menerapkan algoritma GLCM untuk mengubah data citra wortel menjadi data numerik, menggunakan perangkat lunak Matlab. Selanjutnya, algoritma Neural Network digunakan untuk mengukur tingkat akurasi klasifikasi dengan bantuan aplikasi RapidMiner. Penelitian ini melibatkan 10 data latih dan 40 data uji. Hasil penelitian mengungkapkan bahwa klasifikasi wortel berdasarkan tekstur kulitnya memiliki tingkat akurasi sebesar 72.50%. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan ini memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut dalam penelitian kualitas wortel [9].

Salah satu metode *deep learning* yang terbukti unggul dalam berbagai tugas klasifikasi gambar adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) [10]. Kemampuan CNN untuk memperoleh fitur secara hierarkis membuatnya cocok untuk menangani variasi dalam bentuk, warna, dan tekstur wortel [11]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kualitas wortel menggunakan metode CNN, dengan harapan meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses *grading* wortel.

Implementasi CNN dalam klasifikasi kualitas produk pertanian telah menunjukkan hasil yang menjanjikan pada berbagai komoditas [12]. Namun, penerapannya pada wortel masih terbatas dan memerlukan eksplorasi lebih lanjut [13]. Penelitian ini akan mengkaji efektivitas CNN dalam mengklasifikasikan wortel berdasarkan parameter kualitas seperti ukuran, bentuk, warna, dan keberadaan cacat fisik [14].

Melalui penelitian ini, dihasilkan model CNN yang akurat dan efisien untuk klasifikasi tingkat kualitas wortel menjadi tiga kategori: kualitas baik, kualitas sedang, dan kualitas buruk. Hasil penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan standarisasi kualitas wortel di industri pertanian dan mempercepat proses sortasi pasca panen [15].

2 TINJAUAN PUSTAKA

Beberapa penelitian telah dilakukan dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam pengklasifikasian sebuah citra yang menghasilkan akurasi tinggi, seperti penelitian yang telah dilakukan Gaho et al.,(2024), menyoroti pentingnya inspeksi dan perawatan kondisi permukaan jalan untuk

meningkatkan keselamatan dan kecepatan transportasi darat. Dalam studi ini, mereka mengembangkan sistem klasifikasi kualitas permukaan jalan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur *Xception*. Pemilihan arsitektur *Xception* didasarkan pada kompleksitas dan efisiensinya dalam penggunaan waktu serta akurasi yang tinggi untuk klasifikasi gambar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ini mencapai akurasi hingga 90,11% pada data uji dan 90% pada data validasi, yang menunjukkan efektivitas metode ini dalam mempercepat dan mempermudah proses pengawasan kondisi permukaan jalan[16].

Studi lain yang dilakukan oleh Sinaga et al.,(2024), dalam penelitian mereka mengungkapkan bahwa *Convolutional Neural Network* (CNN) sangat efektif dalam menganalisis dan mengklasifikasikan gambar-gambar pemandangan alam. Metode CNN diterapkan untuk mengidentifikasi pola dan karakteristik khusus dari berbagai jenis lanskap, seperti pegunungan, hutan, jalan, laut, dan gletser. Penelitian ini mengungkapkan bahwa CNN mampu mencapai akurasi tinggi dalam klasifikasi gambar pemandangan, yang bermanfaat untuk aplikasi praktis seperti identifikasi lokasi, perjalanan virtual, dan analisis lingkungan[17].

Penelitian lain yang menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang di lakukan oleh Febrywinata, E. (2024), mengulas penerapan dan penilaian model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi jenis buah, khususnya dalam membedakan antara Pisang dan Pepaya. Dalam studi ini, model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected* (dense) yang dirancang untuk mengekstraksi fitur dan melakukan klasifikasi biner. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN memiliki kemampuan tinggi dalam mengklasifikasikan gambar buah. Teknik augmentasi data diterapkan pada set pelatihan untuk meningkatkan variasi data dan mencegah *overfitting* [18].

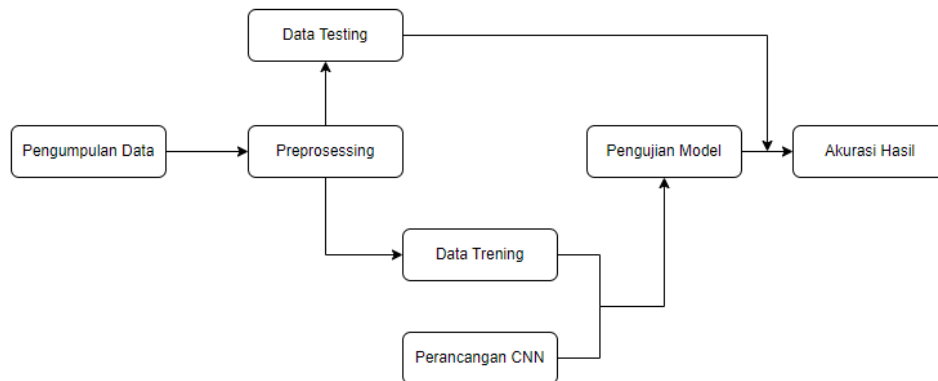
Penelitian selanjutnya berjudul 'Klasifikasi Tingkat Roasting Biji Kopi dengan Metode CNN' oleh Alfiantama et al.,(2024), mengkaji penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan tingkat roasting biji kopi berdasarkan gambar digital. Tingkat roasting kopi berdampak pada rasa dan aroma, sehingga penentuan tingkat roasting yang tepat sangat penting dalam industri kopi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 1600 gambar biji kopi dengan empat kategori *roasting*: *dark roast*, *green roast*, *medium roast*, dan *light roast*. Proses pelatihan dilakukan menggunakan Visual Studio Code dan berbagai library seperti TensorFlow, Keras, OpenCV, dan Numpy. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi mencapai 99% pada *epoch* ke-10, yang mengindikasikan bahwa metode CNN sangat efektif untuk klasifikasi tingkat *roasting* biji kopi[19].

Penelitian oleh Lavenia et al.,(2024), yang berjudul 'Klasifikasi Penyakit Pulpitis pada Citra Radiografi Periapikal Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)' mengkaji penerapan dan evaluasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan penyakit pulpitis dari citra radiografi. Model CNN yang digunakan pada penelitian ini memiliki beberapa lapisan konvolusi yang dirancang untuk mengekstraksi fitur dan melakukan klasifikasi biner antara kondisi pulpitis dan normal. Penelitian ini mengungkap bahwa model CNN memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan gambar radiografi untuk mendeteksi pulpitis. Dataset yang digunakan mencakup 1000 citra yang dikategorikan ke dalam dua kelas: pulpitis dan normal. Pengujian menunjukkan bahwa parameter-parameter seperti nilai *epoch* dan jenis *optimizer* memiliki pengaruh signifikan terhadap akurasi model. Akurasi tertinggi yang diperoleh adalah 98.75% dengan menggunakan *optimizer* RMSPROP dan nilai *epoch* 50[20].

Penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi kualitas wortel, berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan pengolahan citra digital dengan korelasi parametrik dan algoritma GLCM dengan Neural Network. Metode pengolahan citra digital mencapai akurasi tertinggi 98.88%, namun rata-rata akurasinya belum optimal. Pendekatan dengan algoritma GLCM dan Neural Network menghasilkan akurasi 72.50% berdasarkan tekstur kulit. Penelitian ini berkontribusi dengan mengaplikasikan CNN, yang menunjukkan peningkatan akurasi hingga 94% pada validasi, diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses sortasi wortel di industri pertanian.

3 METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, kualitas wortel diklasifikasikan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Proses desain dan implementasi melalui beberapa tahapan yang berbeda. Tahapan-tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 2. Rangkaian tahapan klasifikasi tingkat kualitas wortel menggunakan metode CNN

Pada Gambar 2, citra wortel dikumpulkan dengan cara memotret menggunakan ponsel Poco X3 NFC. Foto-foto ini digunakan dalam proses pelatihan dan evaluasi model CNN. Proses prapemrosesan dilakukan untuk mempersiapkan data agar dapat digunakan pada tahap berikutnya. Setelah data siap, langkah berikutnya adalah merancang arsitektur model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menilai kualitas wortel. Tahapan akhir melibatkan pelatihan model dengan data yang telah diproses.

Pengumpulan Data

Data citra diperoleh dengan memotret wortel menggunakan ponsel Poco X3 NFC. Total ada 450 gambar wortel yang diambil, terdiri dari 300 gambar untuk proses pelatihan dan 150 gambar untuk pengujian. Dataset ini dikategorikan menjadi tiga tingkat kualitas: 100 gambar dengan kualitas baik, 100 gambar dengan kualitas sedang, dan 100 gambar dengan kualitas buruk. Pembagian ini dirancang untuk memastikan variasi dalam tingkat kualitas wortel yang digunakan dalam model.

Preprocessing Data

Proses *preprocessing* citra melibatkan penyesuaian ukuran semua gambar wortel agar konsisten. Setelah itu, data yang diambil dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data pengujian. Selanjutnya, setiap gambar wortel diberi label sesuai dengan tingkat kualitasnya, yaitu baik, sedang, atau buruk. Pelabelan ini dilakukan pada kedua set data untuk mendukung proses klasifikasi tingkat kualitas wortel oleh model.

Perancangan CNN

Perancangan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) melibatkan proses penyusunan model yang digunakan untuk melatih data dalam mengidentifikasi tingkat kualitas wortel. Tahap ini mencakup penetapan jumlah layer, pemilihan filter, penentuan ukuran kernel, serta pemilihan fungsi aktivasi dan ukuran pooling yang sesuai.

Pelatihan Model

Setelah menyusun arsitektur model CNN, tahap berikutnya adalah melatih model dengan menggunakan data pelatihan yang telah disiapkan. Selama proses pelatihan, jumlah epoch (iterasi)

ditentukan untuk mengatur frekuensi pelatihan jaringan. Pada fase ini, fungsi loss digunakan untuk mengevaluasi kinerja model CNN dalam mengidentifikasi tingkat kualitas wortel.

Pengujian Model

Tahap selanjutnya melibatkan pengujian model menggunakan data uji. Proses ini bertujuan untuk menilai sejauh mana model *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mengklasifikasikan tingkat kualitas wortel dengan benar. Akurasi yang diperoleh dari pengujian ini akan mengindikasikan efektivitas model dalam mengidentifikasi kualitas wortel sebagai baik, sedang, atau buruk. Akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan tepat.

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini akan menguraikan hasil pengujian sistem informasi klasifikasi wortel serta pembahasannya. Analisis performa model akan didiskusikan berdasarkan metrik-metrik utama seperti akurasi dan loss, baik pada data pelatihan maupun data validasi. Pembahasan ini juga akan mencakup interpretasi hasil pengujian, mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan model, serta implikasi temuan tersebut dalam aplikasi praktis. Diharapkan hasil ini memberikan wawasan mendalam tentang efektivitas model CNN yang dikembangkan dalam klasifikasi kualitas wortel, sekaligus memberikan dasar untuk perbaikan dan pengembangan lebih lanjut.

Hasil *Preprocessing* Data

Setelah data terkumpul, langkah berikutnya adalah memasukkan data dan membuat sistem untuk klasifikasi kualitas wortel. Klasifikasi ini dilakukan dengan metode *deep learning*, yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). Data yang digunakan adalah data citra.

Dalam penelitian ini, sebelum memasukkan data, langkah awal yang diambil adalah menginstal berbagai paket yang akan digunakan untuk pemrosesan data. Paket-paket yang diinstal meliputi Tensorflow dan Keras.

Metode CNN diterapkan untuk mengklasifikasikan kualitas wortel dengan memulai proses pelatihan. Tujuan dari pelatihan ini adalah untuk membuat model yang dapat mengenali dan mengklasifikasikan kualitas wortel dengan tepat.

Data yang di gunakan pada penelitian ini yaitu ada 2, data latih dan data uji yang dapat di lihat pada tabel 1.

Tabel 1. Data penelitian

Tingkat Kualitas Wortel	Data Latih	Data Uji
Kualitas Baik	100	50
Kualitas Sedang	100	50
Kualitas Buruk	100	50
Jumlah	300	150

Tabel 1. Di atas menunjukkan bahwa data yang di gunakan pada penelitian ini adalah sebanyak 450 citra, yang terbagi menjadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji, data latih pada penelitian ini sebanyak 300 citra, kualitas baik sebanyak 100 citra, kualitas sedang 100 citra dan kualitas buruk sebanyak 100 citra. Data uji pada penelitian ini sebanyak 150 yang terdiri dari kualitas baik 50 citra, kualitas sedang 50 citra dan kualitas buruk 50 citra.

Selanjutnya, masing-masing kelas pada data latih dan data uji di berikan label, pelabelan menggunakan angka 0, 1 dan 2. Angka 0 di gunakan untuk label kelas kualitas baik, angka 1 digunakan untuk label kelas kualitas sedang dan angka 2 digunakan untuk kelas kualitas buruk.

Pembuatan Model

Dalam pengembangan model ini, proses utama yang dilakukan mencakup konvolusi dengan fungsi aktivasi dan pooling. Jumlah proses ini diatur sesuai kebutuhan penelitian. Model ini terdiri dari berbagai jenis lapisan seperti lapisan konvolusi (Conv2D), lapisan pooling (MaxPooling2D), lapisan flatten (Flatten), dan lapisan dense (Dense).

Proses konvolusi diterapkan sebanyak empat kali, yang ditandai dengan empat lapisan konvolusi yang digunakan. Biasanya, dua hingga tiga lapisan cukup untuk memperoleh model klasifikasi dengan akurasi tinggi. Namun, dalam penelitian ini, lebih banyak lapisan digunakan untuk melatih model guna mengevaluasi kinerjanya.

Fungsi aktivasi yang diterapkan adalah ReLU (Rectified Linear Unit) yang mempercepat tahap pelatihan. Setiap lapisan konvolusi menggunakan kernel berukuran 3x3. Proses pooling dilakukan dengan metode max pooling yang menggunakan filter berukuran 2x2, sehingga nilai maksimum dari setiap area 2x2 piksel dipilih pada setiap langkah.

Pada lapisan konvolusi pertama digunakan 16 filter, sementara lapisan konvolusi kedua, ketiga, dan keempat masing-masing menggunakan 32 dan 64 filter. Jumlah filter yang lebih banyak pada dua lapisan konvolusi terakhir disebabkan oleh ukuran input yang lebih kecil pada lapisan tersebut, sehingga lebih banyak filter diperlukan untuk mengekstraksi informasi gambar secara lebih rinci.

Setelah lapisan konvolusi dan pooling, hasilnya diflatten untuk dimasukkan ke dalam lapisan fully connected (dense). Lapisan dense pertama memiliki 256 neuron, diikuti oleh lapisan dense kedua dengan 512 neuron, keduanya menggunakan fungsi aktivasi ReLU. Terakhir, lapisan output memiliki 3 neuron dengan fungsi aktivasi softmax yang menghasilkan probabilitas untuk tiga kelas yang berbeda.

Pada tahap ini, model dilatih menggunakan data citra wortel dengan parameter-parameter penting. Pertama, model dikompilasi menggunakan fungsi kerugian categorical crossentropy, yang sesuai untuk tugas klasifikasi multi-kelas. Optimizer yang digunakan adalah RMSprop dengan learning rate sebesar 0.0005, yang bertujuan untuk meningkatkan efisiensi pelatihan. Akurasi digunakan sebagai metrik evaluasi.

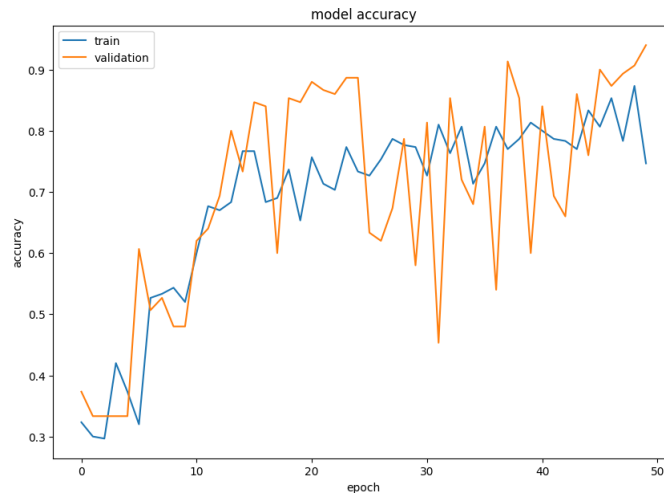
Selanjutnya, sebuah callback diimplementasikan untuk memantau akurasi validasi selama proses pelatihan. Callback ini dirancang untuk menghentikan pelatihan apabila akurasi validasi mencapai lebih dari 92%. Callback ini akan menghentikan pelatihan jika kedua kondisi terpenuhi, yaitu ketika akurasi validasi dan akurasi pelatihan keduanya melebihi 92%.

Proses pelatihan model dilakukan dengan memanggil metode fit pada model. Dalam pemanggilan metode fit, digunakan parameter train_generator sebagai data pelatihan, jumlah epoch sebanyak 50, dan validation_data untuk validasi. Callback yang telah dibuat dimasukkan ke dalam parameter callbacks untuk memantau dan mengontrol proses pelatihan. Hasil pelatihan, seperti loss dan akurasi model, dapat digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dibangun.

```
Epoch 40/50
10/10 [=====] - 120s 12s/step - loss: 0.4814 - acc: 0.8133 - val_loss: 0.8407 - val_acc: 0.6000
Epoch 41/50
10/10 [=====] - 116s 12s/step - loss: 0.4558 - acc: 0.8000 - val_loss: 0.3647 - val_acc: 0.8400
Epoch 42/50
10/10 [=====] - 114s 12s/step - loss: 0.5194 - acc: 0.7867 - val_loss: 0.4708 - val_acc: 0.6933
Epoch 43/50
10/10 [=====] - 115s 13s/step - loss: 0.4655 - acc: 0.7833 - val_loss: 0.6247 - val_acc: 0.6600
Epoch 44/50
10/10 [=====] - 119s 12s/step - loss: 0.4956 - acc: 0.7700 - val_loss: 0.3162 - val_acc: 0.8600
Epoch 45/50
10/10 [=====] - 120s 12s/step - loss: 0.4284 - acc: 0.8333 - val_loss: 0.4401 - val_acc: 0.7600
Epoch 46/50
10/10 [=====] - 107s 11s/step - loss: 0.5098 - acc: 0.8067 - val_loss: 0.2809 - val_acc: 0.9000
Epoch 47/50
10/10 [=====] - 106s 11s/step - loss: 0.3628 - acc: 0.8533 - val_loss: 0.3016 - val_acc: 0.8733
Epoch 48/50
10/10 [=====] - 107s 11s/step - loss: 0.5292 - acc: 0.7833 - val_loss: 0.3127 - val_acc: 0.8933
Epoch 49/50
10/10 [=====] - 117s 12s/step - loss: 0.3638 - acc: 0.8733 - val_loss: 0.2858 - val_acc: 0.9067
Epoch 50/50
10/10 [=====] - 116s 13s/step - loss: 0.5554 - acc: 0.7467 - val_loss: 0.3025 - val_acc: 0.9400
```

Gambar 3. Hasil pelatihan model 10 epoch terakhir

Berdasarkan gambar 3, hasil pelatihan model pada epoch ke-49 dan ke-50 menunjukkan metrik-metrik penting. Pada epoch ke-49, pelatihan dilaksanakan dalam 10 langkah dengan waktu rata-rata per langkah sekitar 117 detik. Model menunjukkan nilai loss sebesar 0.3638 dan akurasi 87.33%. Pada data validasi, nilai loss yang diperoleh adalah 0.2858 dengan akurasi 90.67%. Pada epoch ke-50, pelatihan juga dilakukan dalam 10 langkah dengan waktu rata-rata per langkah sekitar 116 detik. Pada epoch ini, model mencatat nilai loss sebesar 0.5554 dengan akurasi 74.67%, sementara pada data validasi, nilai loss yang tercatat adalah 0.3025 dengan akurasi 94.00%. Perbedaan metrik antara epoch ke-49 dan ke-50 menunjukkan adanya variasi performa model yang mungkin diakibatkan oleh fluktuasi selama pelatihan. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola pada data validasi dengan baik, yang ditunjukkan dengan akurasi tinggi terutama pada epoch ke-50. Ini menunjukkan bahwa model memiliki generalisasi yang cukup baik dan potensi kuat untuk digunakan dalam prediksi atau klasifikasi pada data baru.



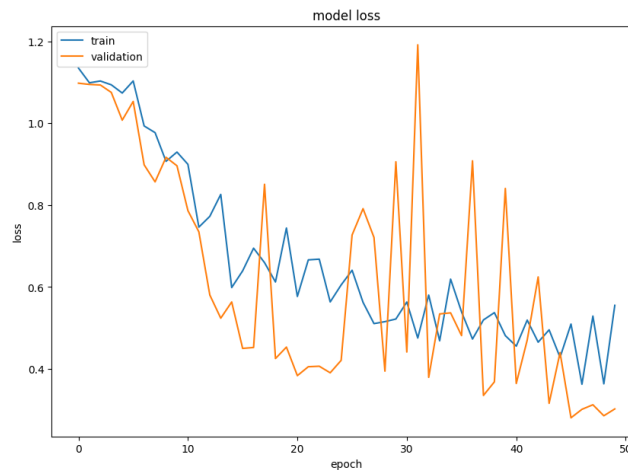
Gambar 4. Grafik model akurasi

Gambar 4. Grafik yang ditampilkan menunjukkan perubahan akurasi model selama proses pelatihan (train) dan validasi (validation) selama 50 epoch. Grafik ini memberikan gambaran tentang bagaimana akurasi model berkembang seiring bertambahnya epoch.

Di awal pelatihan, akurasi pada data pelatihan dan validasi dimulai dari sekitar 30-40%. Akurasi ini meningkat dengan cepat hingga lebih dari 70% sekitar epoch ke-10. Setelah itu, terjadi fluktuasi pada akurasi validasi, yang menunjukkan variasi performa model dari satu epoch ke epoch lainnya.

Meskipun ada fluktuasi, secara umum akurasi model untuk data pelatihan meningkat secara stabil dan konsisten, mencapai sekitar 85% pada epoch ke-50. Akurasi data validasi, meskipun fluktuatif, juga menunjukkan tren peningkatan secara keseluruhan. Pada beberapa epoch, akurasi validasi bahkan mencapai lebih dari 90%, yang menunjukkan bahwa model dapat mengenali pola pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya dengan baik.

Fluktuasi yang signifikan pada akurasi validasi dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti variasi dalam set validasi atau mungkin indikasi adanya overfitting pada beberapa tahap pelatihan. Namun, akurasi validasi yang cenderung tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik.



Gambar 5. Grafik model loss

Gambar 5. menggambarkan perubahan nilai loss selama pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk klasifikasi kualitas wortel sepanjang 50 epoch. Grafik ini memperlihatkan bagaimana nilai loss model berubah seiring bertambahnya epoch. Pada awal pelatihan, nilai loss pada data pelatihan dan validasi dimulai dari sekitar 1,2 dan menurun secara cepat hingga mencapai sekitar 0,7 pada epoch ke-10.

Setelah itu, terlihat adanya fluktuasi pada nilai loss validasi, yang mengindikasikan variasi performa model di antara epoch. Meskipun nilai loss validasi mengalami fluktuasi yang signifikan, nilai loss untuk data pelatihan menunjukkan penurunan yang stabil dan konsisten, mencapai sekitar 0,3 pada epoch ke-50. Nilai loss data validasi, meskipun fluktuatif, juga menunjukkan tren penurunan secara keseluruhan. Pada beberapa epoch, nilai loss validasi bahkan mencapai di bawah 0,4, menunjukkan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya dengan baik. Penurunan nilai loss ini menunjukkan bahwa model terus memperbaiki kemampuannya dalam mengklasifikasikan kualitas wortel seiring bertambahnya jumlah epoch.

5 KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kualitas wortel menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Model CNN yang dibangun terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected yang dirancang untuk mengenali dan mengklasifikasikan gambar wortel ke dalam tiga kategori kualitas: baik, sedang, dan buruk. Dengan menggunakan dataset sebanyak 450 gambar wortel, model ini mampu mencapai akurasi validasi hingga 94% pada epoch ke-50, menunjukkan bahwa metode CNN sangat efektif dalam mengotomatisasi proses klasifikasi kualitas wortel.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses sortasi wortel, serta membantu standarisasi kualitas di industri pertanian. Dengan demikian, implementasi sistem ini diharapkan dapat mendukung peningkatan nilai ekonomi wortel melalui klasifikasi kualitas yang lebih konsisten dan efisien.

Penelitian lebih lanjut disarankan untuk memperluas dataset dan mengeksplorasi arsitektur model yang lebih kompleks guna meningkatkan akurasi dan generalisasi model pada berbagai kondisi dan varietas wortel.

1 REFERENSI

- [1] Kementerian Pertanian Republik Indonesia, "Statistik Produksi Hortikultura Tahun 2020," Jakarta, 2021.
- [2] BPS. (2021). Produksi Hortikultura Indonesia. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- [3] Departemen Pertanian. (2020). Statistik Hortikultura Indonesia. Jakarta: BPS.
- [4] S. Patel, R. Patel, and D. Patel, "A survey of computer vision techniques for automatic grading of agricultural products," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 179, p. 105808, 2020.

-
- [5] Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 70-90.
- [6] Golhani, K., Balasundram, S. K., Vadamalai, G., & Pradhan, B. (2018). A review of neural networks in plant disease detection using hyperspectral data. *Information Processing in Agriculture*, 5(3), 354-371.
- [7] Yudha Saintika, A. W. (2018). Perancangan Sistem Informasi Klasifikasi Wortel Berbasis. *Jurnal Riset Sains dan Teknologi*, 63-70.
- [8] M. Rinandar Tasya, B. S. (2020). Klasifikasi Kualitas Kematangan Wortel Menggunakan Metode GLCM(GrayLevel Co-Occurrence Matrix) Dan Neural Network. *Jurnal Teknologi dan Rekayasa*, 1-10.
- [9] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, 2015.
- [10] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Communications of the ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84-90, 2017.
- [11] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
- [12] S. Naik and B. Patel, "Machine Vision based Fruit Classification and Grading - A Review," *International Journal of Computer Applications*, vol. 170, no. 9, pp. 22-34, 2017.
- [13] M. Bhargava and A. Bansal, "Deep learning for vegetable image classification: A comparative study," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 80, pp. 14501-14516, 2021.
- [14] A. F. Saleh, N. Y. Dahlan, and N. A. M. Isa, "Automatic vegetable quality grading system using computer vision: A review," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 173, p. 105441, 2020.
- [15] F. Femling, A. Olsson, and F. Alonso-Fernandez, "Fruit and vegetable identification using machine learning for retail applications," 2018 14th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), pp. 9-15, 2018.
- [16] Ridol Liusman Gaho, I. T. (2024). Klasifikasi Kualitas Permukaan Jalan Raya Menggunakan Metode CNN Berbasis Arsitektur Xception. *Jurnal Inovtek Polbeng - Seri Informatika*, 354-365.
- [17] Mozes Hasian Veltin Sinaga, M. A. (2024). Klasifikasi Gambar Pemandangan dengan Kecerdasan Buatan Berbasis CNN. *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 412-417.
- [18] Febrywinata, E. (2024). Pengenalan Dan Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Metode CNN Secara. *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknik Informatika*, 185-193.
- [19] Ilham Alfiantama, M. I. (2024). Klasifikasi Tingkat Roasting Biji Kopi Dengan Metode CNN. *prosiding seminar nasional teknologi dan sains*, 285-290.
- [20] Febby Lavenia, C. M. (2024). Klasifikasi Penyakit Pulpitis Pada Citra Radiografi Periapikal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Media Jurnal Informatika*, 61-67.