

KLASIFIKASI KUALITAS JENIS KOPI HALUS ROBUSTA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DAN MOBILENET-V2

Akbar Abhista Hibatullah, Asriyanik, Winda Apriandari

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi

Jl. R. Syamsudin, S.H. No. 50, Cikole, Kec. Cikole, Kota Sukabumi, Jawa Barat 43113

akbarabhista040@ummi.ac.id

ABSTRAK

Kopi merupakan komoditas perdagangan global yang sangat bernilai, dengan berbagai jenis yang memiliki karakteristik unik, dipengaruhi oleh asal geografis, metode penanaman, kondisi iklim, serta teknik pengolahan dan pemanggangan. Salah satu jenis kopi yang populer adalah robusta, yang dikenal dengan rasa yang lebih kuat dan pahit. Para ahli kopi menggunakan pengetahuan dan pengalaman mereka untuk mengidentifikasi kualitas kopi robusta unggulan melalui pengamatan visual dan teknik cupping, yang menilai aroma, rasa, kekentalan, keasaman, dan aftertaste. Dengan permintaan yang terus meningkat untuk kopi berkualitas tinggi, kemampuan untuk mengklasifikasikan dan menilai jenis kopi ini menjadi semakin penting, didukung oleh teknologi terbaru yang memastikan konsumen mendapatkan pengalaman menikmati kopi terbaik. Mengklasifikasikan kualitas kopi halus robusta adalah tantangan dalam industri kopi, karena penting untuk menjaga konsistensi kualitas dan pengenalan di pasar. Metode klasifikasi otomatis menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan arsitektur MobileNet-V2 diusulkan untuk mengidentifikasi kualitas kopi halus robusta. Penggunaan CNN untuk klasifikasi menunjukkan hasil yang luar biasa dalam mengidentifikasi gambar kualitas kopi halus robusta, dengan akurasi validasi sebesar 99,82%, *recall score* sebesar 0.9982 *precision* 0.9982, dan *F1 Score* 0,99. Tingkat akurasi yang sangat tinggi ini menunjukkan kemampuan CNN dalam mengklasifikasikan gambar kualitas kopi halus robusta dengan sangat tepat.

Kata kunci : *Convolutional Neural Network (CNN), Klasifikasi otomatis, Kopi robusta, Kualitas kopi*

1. PENDAHULUAN

Industri kopi merupakan salah satu sektor yang tengah mengalami pertumbuhan yang pesat secara global. Khususnya, minat terhadap kopi halus robusta atau yang dikenal sebagai specialty coffee semakin meluas. Dalam konteks ini, penting untuk diakui bahwa kemampuan untuk mengidentifikasi dan membedakan jenis-jenis kopi halus dengan cepat dan akurat menjadi sangat krusial [1].

Secara tradisional, identifikasi jenis kopi halus dilakukan oleh para ahli yang mengandalkan pengalaman dan pengetahuan mereka tentang karakteristik visual dari setiap kualitas jenis kopi halus robusta. Proses ini melibatkan penilaian subjektif yang bergantung pada interpretasi individu dan tingkat keahlian yang tinggi. Selain itu, metode ini biasanya memakan waktu karena membutuhkan analisis yang teliti dan pengamatan mendalam terhadap berbagai aspek fisik dan visual dari kopi halus [2].

Dengan pesatnya kemajuan dalam kecerdasan buatan, khususnya dalam pemrosesan gambar, kini terdapat peluang untuk menciptakan sistem otomatis yang mampu mengklasifikasikan kualitas jenis kopi robusta berkualitas secara efisien dan obyektif. Teknologi kecerdasan bauta (*Artificial Intelligence*) seperti pemrosesan gambar dan pembelajaran mesin telah membuka jalan bagi sistem yang dapat menilai kualitas kopi berdasarkan karakteristik visual tertentu [3].

Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti sangat efektif untuk berbagai tugas pengenalan gambar, khususnya dalam klasifikasi

objek. Kemampuan mereka untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari data gambar dan mempelajari pola-pola rumit menjadikannya salah satu metode yang paling dicari dalam visi komputer [4].

MobileNet-V2 adalah arsitektur CNN yang secara khusus dioptimalkan untuk perangkat seluler. Ini adalah solusi ideal untuk aplikasi yang menuntut efisiensi komputasi, khususnya di lingkungan dengan sumber daya terbatas [3].

Oleh karena itu, penggabungan CNN dan *MobileNet-V2* memiliki potensi signifikan untuk menawarkan solusi inovatif dan efisien dalam mengidentifikasi dan membedakan jenis kopi berkualitas [5].

Penelitian tentang klasifikasi kualitas jenis kopi robusta menggunakan CNN dan *MobileNet-V2* memiliki potensi besar untuk memberikan manfaat bagi industri kopi, meningkatkan identifikasi kualitas dan pengendalian kualitas [6].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Jenis Kopi Robusta

Kopi Robusta, yang terkenal dengan tekstur, rasa, dan aromanya yang kuat hal ini menjadikan Robusta menjadi favorit di kalangan pecinta kopi yang menghargai kekuatan dan intensitas dalam setiap tegukannya. Karakteristiknya yang unik menarik minat tinggi para pecinta kopi yang mencari pengalaman lebih dalam dan penuh petualangan, menjelajahi nuansa kopi yang lebih berani dan kompleks [7].

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan suatu proses pembelajaran terawasi yang dilakukan secara terarah. Fungsinya untuk memprediksi kelas objek yang klasifikasinya tidak diketahui. Beberapa metode klasifikasi yang umum digunakan antara lain *Decision tree*, *K-Nearest Neighbor*, *Naïve Bayes*, *Neural Network*, *C4.5*, dan *Support Vector Machine* [8].

2.3. CRISP-DM

CRISP-DM, yang merupakan singkatan dari *Cross-Industry Standard Process for Data Mining*, dikembangkan untuk menawarkan panduan langkah demi langkah yang terstruktur untuk mengumpulkan data. Tahapan yang termasuk dalam metode ini adalah *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Metode ini dirancang untuk memandu para profesional dalam memahami konteks bisnis, menafsirkan data yang ada, menyiapkan data untuk analisis, membangun model, menghasilkan hasil, dan menerapkan solusi yang dikembangkan. Oleh karena itu, hal ini memberikan kerangka kerja yang jelas dan memastikan bahwa proses pengumpulan data dilakukan secara sistematis dan efektif [9].

a. Business Understanding

Pada tahap ini diberikan penjelasan rinci mengenai tujuan dan persyaratan dalam ruang lingkup penelitian. Proses ini melibatkan analisis yang cermat untuk mengidentifikasi tujuan akhir penelitian dan kebutuhan yang harus dipenuhi. Selain itu, tahap ini juga melibatkan penafsiran tujuan dan batasan penelitian ke dalam rumusan masalah yang terukur.

b. Data Understanding

Pada tahap ini, langkah awal meliputi pengambilan atau pengumpulan data. Proses pengumpulan data pada penelitian ini meliputi serangkaian tindakan seperti mencari, mengambil, dan mendokumentasikan data yang relevan dengan tujuan penelitian. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah melakukan analisis mendalam untuk mengidentifikasi variabel-variabel yang signifikan atau berpengaruh sebelum melanjutkan ke pengolahan data secara menyeluruh. Analisis data ini sangat penting untuk memastikan bahwa data yang dikumpulkan memenuhi kebutuhan penelitian dan dapat memberikan kontribusi yang berharga pada proses selanjutnya.

c. Data Preparation

Pada tahap ini, persiapan data awal meliputi pengumpulan data yang akan digunakan untuk tujuan seleksi. Hal ini mencakup pemilihan variabel yang relevan untuk kasus yang dianalisis dan melakukan penyesuaian terhadap variabel tersebut jika diperlukan.

d. Modeling

Pada tahap ini dipilih teknik pemodelan yang sesuai untuk penelitian yang dilakukan. Setelah itu, prosedur pemodelan diterapkan untuk mencapai

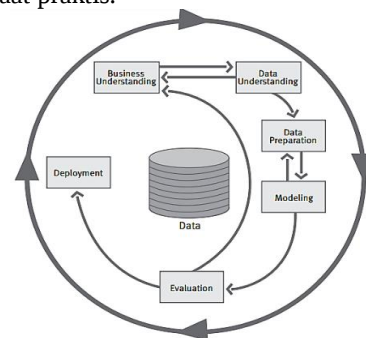
hasil yang optimal. Jika diperlukan, prosesnya dapat kembali ke tahap persiapan data untuk menyempurnakan data sesuai kebutuhan.

e. Evaluation

Selama tahap evaluasi, satu atau lebih model yang digunakan dalam proses pemodelan menjalani penilaian untuk memastikan efektivitasnya sebelum penerapan praktis. Hal ini melibatkan analisis menyeluruh dan pengujian kinerja setiap model. Selain itu, penyesuaian dan penilaian dilakukan untuk menentukan kesesuaian model ini dengan kebutuhan spesifik dan karakteristik kasus yang diteliti. Oleh karena itu, tahap evaluasi memainkan peran penting dalam memastikan keandalan dan kualitas hasil yang diperoleh ketika mengimplementasikan model dalam aplikasi dunia nyata.

f. Deployment

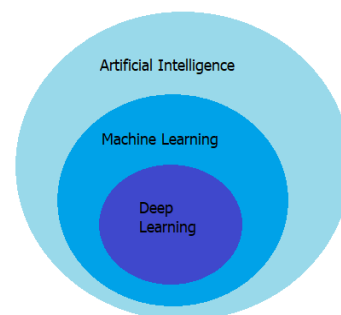
Pada tahap *deployment CRISP-DM*, keluaran yang dihasilkan oleh model tersebut dipamerkan. Presentasi ini mencakup berbagai beragam hasil yang dicapai selama proses, beserta wawasan yang diperoleh. Presentasi ini disusun untuk memastikan kejelasan dan pemahaman di antara pengguna, sehingga memberikan wawasan berharga dan manfaat praktis.



Gambar 1. tahapan metode CRISP-DM

2.4. Deep Learning

Deep Learning Sebagai cabang yang sangat maju dalam bidang *Neural Networks*, dengan pemanfaatan lapisan tambahan, Pembelajaran Mendalam memungkinkan terciptanya representasi data masukan yang semakin abstrak. Kemampuan ini memungkinkan untuk mengatasi tantangan yang lebih rumit, termasuk penanganan kumpulan data yang lebih besar dan rumit [10].



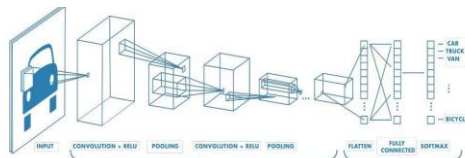
Gambar 2. tingkatan deep learning

2.5. Supervised learning

adalah teknik yang menggunakan data masukan berlabel untuk memahami dan mengenali pola yang menghubungkan masukan dengan keluaran yang sesuai. Dengan memanfaatkan data berlabel, pendekatan ini bertujuan untuk mengembangkan model yang mampu membuat prediksi tepat ketika disajikan dengan data baru yang tidak berlabel [11].

2.6. Convolutional Neural Networks

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah jenis jaringan saraf khusus yang biasa digunakan untuk menganalisis data gambar guna mendeteksi dan mengidentifikasi objek di dalamnya. CNN dirancang untuk menangani data berbasis array, seperti gambar berwarna yang terdiri dari tiga array 2D yang mewakili intensitas piksel di tiga saluran warna. Dalam pengoperasiannya, CNN memanfaatkan properti sinyal yang melekat seperti koneksi lokal, pembagian bobot, pengumpulan, dan integrasi beberapa lapisan. Dalam pengolahan citra menggunakan CNN, ada empat model utama yang digunakan, yaitu *Convolution Layer*, *Pooling Layer*, *Dropout Layer*, dan *Fully Connected Layer* [12].



Gambar 3. Convolutional Neural Network

2.7. Mobilenet-V2

MobileNet-V2 adalah iterasi *MobileNet* yang ditingkatkan dan efisien secara komputasi, dirancang dengan inovasi seperti pengenalan blok konvolusi Residu Terbalik dan lapisan kemacetan. Arsitektur ini telah menunjukkan kinerja yang efektif dalam beragam tugas pemrosesan gambar seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi semantik [13].

2.8. Streamlit

Streamlit adalah kerangka kerja Python sumber terbuka yang menyederhanakan pembuatan aplikasi web interaktif untuk ilmu data dan pembelajaran mesin. Salah satu keuntungan utama *Streamlit* adalah pengembang tidak perlu mengelola desain situs web dengan *CSS*, *HTML*, atau *JavaScript*, karena kerangka kerja menangani hal ini melalui fungsi bawaan [14].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan sistem otomatisasi pada industri kopi yang secara khusus berfokus pada penilaian kualitas jenis kopi robusta halus menggunakan teknologi *Convolutional Neural Networks* dan *MobileNet-V2*. Tahapan yang diuraikan dalam penelitian ini dimaksudkan untuk memandu setiap fase proyek. Tahapan ini mengikuti kerangka CRISP-DM.

3.1. Pemahaman Bisnis (Business Understanding)

Pada tahap ini, penulis menetapkan tujuan utama penelitian mendeteksi kualitas jenis kopi robusta halus menggunakan *Convolutional Neural Network*. Keputusan ini didasarkan pada kesamaan visual di antara berbagai jenis kualitas kopi robusta berkualitas yang perlu diidentifikasi.

3.2. Pemahaman Data (Data Understanding)

Pada tahap ini, data yang akan digunakan mengalami proses seleksi. Data terdiri dari jenis kopi berkualitas yang dikumpulkan melalui wawancara dengan barista dan pemilihan atribut yang relevan. Tujuannya untuk memperoleh informasi yang berkaitan dengan klasifikasi mutu kopi Robusta yang berkualitas.

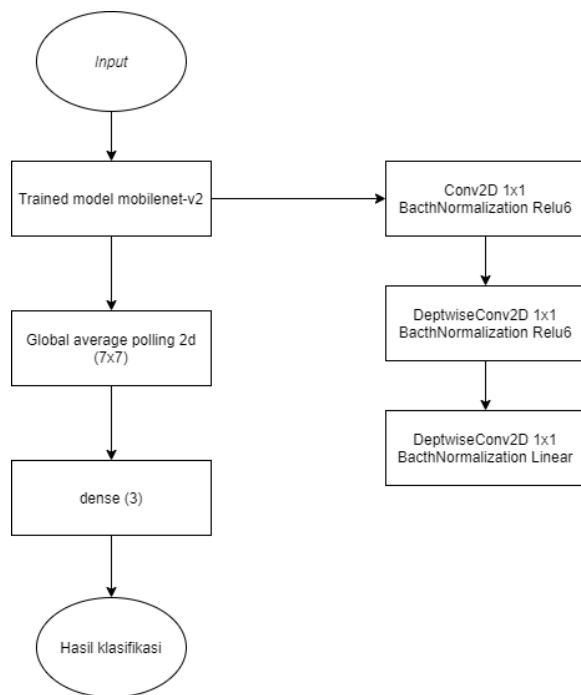
3.3. Persiapan Data (Data Preparation)

Persiapan data melibatkan pemisahan data menjadi dua bagian data pelatihan dan data validasi. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, sedangkan data validasi digunakan untuk menilai performanya. Setelah ini, konfigurasi tambahan diterapkan pada gambar, seperti menyesuaikan ukuran dan formatnya.

3.4. Pemodelan (Modeling)

Pada tahap ini, fokus utama adalah pengembangan model menggunakan arsitektur *MobileNet-V2*. Hal ini melibatkan serangkaian langkah cermat dalam merancang dan mengimplementasikan model yang disesuaikan dengan kebutuhan spesifik dari kumpulan data yang telah disiapkan sebelumnya. Langkah pertama adalah memilih arsitektur *MobileNet-V2* yang selaras dengan karakteristik data dan tujuan penelitian. Selanjutnya, parameter seperti kecepatan pembelajaran, jumlah lapisan, dan ukuran kernel disesuaikan untuk mengoptimalkan performa model. Selama proses ini, berbagai teknik pemodelan yang melekat pada *MobileNet-V2*, termasuk regularisasi dan pelepasan data, diterapkan dengan hati-hati. Setiap langkah dalam pembuatan model dipertimbangkan dengan matang untuk memastikan model yang dihasilkan dapat memberikan hasil yang optimal dalam mengenali kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas.

Gunakan faktor ekspansi default yaitu 6 (ReLU6). Pada blok stride berikutnya, lakukan proses yang sama secara berurutan, yaitu diikuti oleh konvolusi 1x1 reguler, lapisan pooling rata-rata global, dan lapisan klasifikasi. Blok pertama menggunakan konvolusi 3x3 dengan 32 channel. Setelah mendapatkan ekstraksi fitur, lakukan Global Average Pooling berukuran (7x7) dan dense sebanyak 3 neuron, sesuai dengan jumlah label klasifikasi yang disebut dengan Softmax.

Gambar 4. model *mobilenet-v2*

3.5. Evaluasi (Evaluation)

Untuk memvalidasi dan menilai klasifikasi kualitas kopi Robusta halus menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *MobileNet-V2*, metode validasi akan digunakan untuk menguji kinerja model. Metrik evaluasi standar, seperti akurasi, akan digunakan untuk menentukan seberapa efektif model dapat mengklasifikasikan jenis kopi berkualitas dengan benar berdasarkan kumpulan data yang tersedia.

3.6. Pengembangan (Deployment)

Untuk kenyamanan pengguna, peneliti mengembangkan sistem berbasis web untuk mengklasifikasikan kualitas jenis kopi robusta berkualitas dengan memasukkan model yang dihasilkan. Web ini dibuat menggunakan *Visual Studio Code* sebagai editor teks dan *Freamwork Streamlit*.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, teknologi komputer digunakan untuk mengidentifikasi kualitas jenis kopi robusta berkualitas menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dilatih khusus untuk klasifikasi kualitas jenis kopi halus robusta. Implementasinya memanfaatkan alat *torchvision* dan Google Colab untuk mendukung proses tersebut, yang bertujuan untuk mengembangkan sistem yang mampu mengidentifikasi jenis kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas dengan cepat dan akurat.

4.1. Pemahaman Bisnis (Business Understanding)

Untuk mengembangkan model deteksi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali kualitas jenis kopi

halus robusta berdasarkan karakteristik visualnya. Pemilihan kopi halus robusta sebagai fokus penelitian didasarkan pada popularitasnya sebagai salah satu jenis kopi yang banyak dikonsumsi dan diperdagangkan. Penggunaan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dipilih karena kemampuannya yang cepat dan akurat dalam mendeteksi objek.

4.2. Pemahaman Data (Data Understanding)

Data yang dikumpulkan meliputi atribut-atribut atau yang telah diperoleh, yaitu:

- Kopi halus robusta berkualitas A berwarna agak kemerahan, menandakan pengolahan dan penyangraian optimal. Warna kemerahan ini biasanya menunjukkan bahwa biji kopi telah diproses dengan benar, sehingga menjaga kualitas dan integritasnya selama tahap pengeringan dan pemanggangan. Kumpulan data terdiri dari 1.134 sampel, yang digunakan untuk mengoptimalkan dan mengevaluasi performa model pembelajaran mesin. Dataset ini dibagi menjadi dua bagian data latih dan data validasi.



Gambar 5. kualitas a kopi halus robusta

- Kopi robusta kualitas B memiliki warna agak kemerahan meski tidak terlalu cerah, menandakan ciri khas yang terlihat pada tampilannya. Rona kemerahan samar ini bisa dihasilkan dari proses pemanggangan yang mempertahankan sebagian besar ciri asli biji kopi Robusta. Dataset pelatihan dan validasi terdiri dari 420 sampel.



Gambar 6. kualitas b kopi halus robusta

- c. Kopi robusta kualitas C memiliki warna agak gelap hingga hitam, menunjukkan tingkat penyangraian yang lebih tinggi yang dapat menyebabkan sedikit gosong. Dataset yang digunakan untuk mengembangkan dan menguji model terdiri dari 714 sampel.



Gambar 7. kualitas c kopi halus robusta

4.3. Persiapan Data (Pemahaman Data)

Dataset kualitas kopi Robusta terbaik ini diperoleh melalui proses pengambilan gambar secara mandiri, dengan menggunakan kamera untuk memastikan detail yang maksimal. Setiap tahap pengambilan gambar dilakukan dengan cermat untuk menghasilkan kumpulan data yang akurat. Dataset tersebut mencakup tiga dataset nilai atribut dan mengklasifikasikan kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas ke dalam kategori A, B, dan C. Untuk mengilustrasikan perbedaan kualitas, berikut tiga contoh gambar dari setiap kategori A, B, dan C, yang menyoroti perbedaan visual dalam warna dan tekstur.

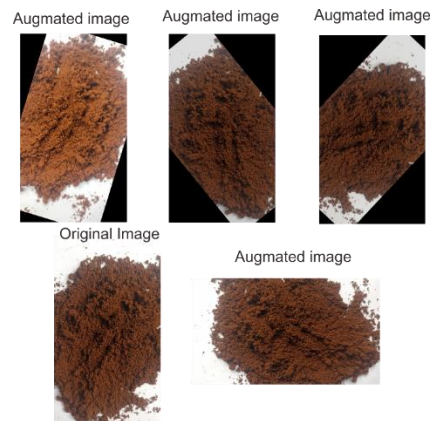


Gambar 8. dataset kualitas jenis kopi halus robusta

4.4. Augmentasi Gambar

Kumpulan data yang dibagikan sebelumnya kemudian diproses lebih lanjut menggunakan berbagai teknik augmentasi dan mengubah ukuran gambar untuk memenuhi persyaratan model. Proses augmentasi ini mencakup transformasi seperti rotasi, pembalikan, dan penyesuaian kecerahan untuk menciptakan lebih banyak variasi pada data gambar. Selain itu, gambar diubah ukurannya agar sesuai dengan ukuran masukan yang diharapkan oleh *Convolutional Neural Network*. Tujuan utama dari

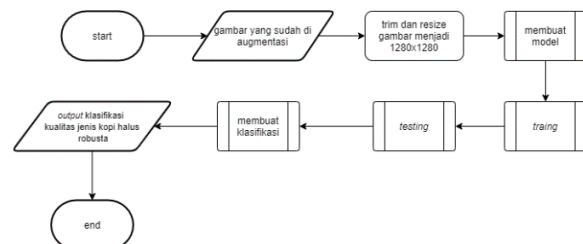
augmentasi ini adalah untuk meningkatkan volume data gambar yang tersedia, memungkinkan model dilatih pada kumpulan data yang lebih beragam dan kaya, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi dan akurasi model dalam mengklasifikasikan kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas.



Gambar 9. hasil augmentasi

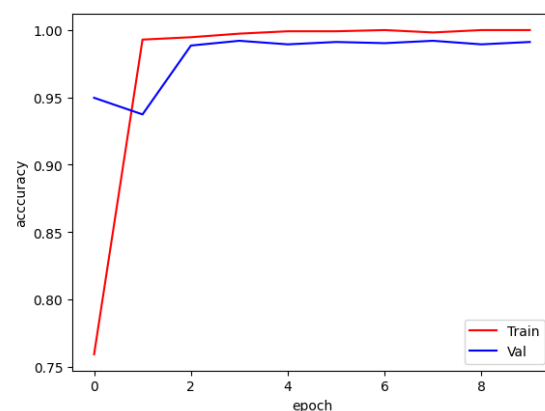
4.5. Pemodelan (Modeling)

Penelitian ini menggunakan jaringan *Convolutional Neural Network* untuk mengklasifikasikan kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas, menggunakan Google Colab sebagai platformnya.



Gambar 10. flowchart proses klasifikasi CNN

4.6. Visualisasi Arsitektur



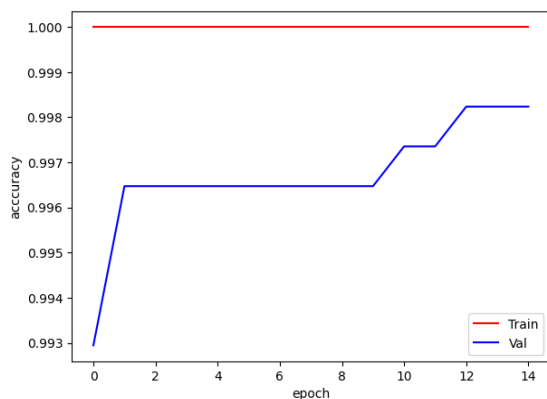
Gambar 11. test-score mobilenet-v2

Model *MobileNet-V2*, yang dilatih selama 10 periode, menunjukkan akurasi tinggi pada set data

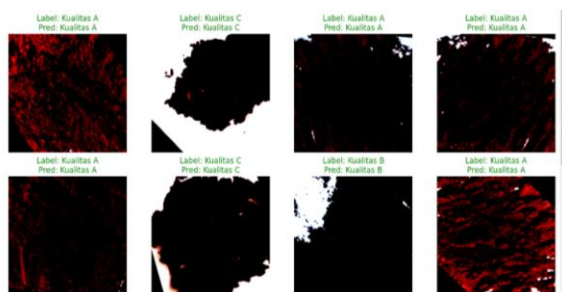
pelatihan dan validasi. Pada grafik akurasi pelatihan yang ditunjukkan dengan garis merah, dan grafik akurasi validasi yang ditunjukkan dengan garis biru, kedua garis tersebut stabil di atas 95% setelah beberapa epoch. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut secara efektif mengenali gambar yang menggambarkan kualitas kopi Robusta berkualitas.

4.7. Analisis Hasil

Setelah melatih model *MobileNet-V2* selama 15 epoch, dan mencapai akurasi yang sangat tinggi pada kumpulan data pelatihan dan validasi, langkah berikutnya melibatkan penyesuaian untuk lebih meningkatkan kinerjanya. Proses penyempurnaan ini mencakup mencairkan semua lapisan model dan menetapkan kecepatan pembelajaran yang sangat rendah untuk pengoptimalan. Akurasi pelatihan, yang diwakili oleh garis merah pada grafik, dengan cepat mencapai 1,0, menunjukkan prediksi yang hampir sempurna pada data pelatihan. Akurasi validasi yang ditunjukkan oleh garis biru juga mencapai nilai tinggi mendekati 1,0 setelah beberapa epoch. Akurasi pelatihan dan validasi tetap tinggi secara konsisten selama beberapa periode. Akurasi tinggi ini menggarisbawahi kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar kualitas jenis kopi halus robusta secara akurat berdasarkan karakteristik visual.



Gambar 12. performa model



Gambar 13. hasil label

Dengan menggunakan kisi 4x4, setiap subplot menampilkan gambar yang dianalisis beserta label aslinya dan prediksi model untuk kualitas jenis kopi halus robusta. Setiap gambar disertai dengan dua anotasi: "Label: Kualitas X" yang mewakili kualitas sebenarnya dari kopi halus Robusta terbaik, dan "Pred:

Kualitas Y" yang menunjukkan prediksi model. Mayoritas prediksi akurat, terbukti dengan banyaknya teks hijau yang menunjukkan kesejajaran antara label dan prediksi.

4.8. Evaluasi (Evaluation)

Kinerja model *MobileNet-V2* untuk kualitas jenis kopi halus robusta yang baik dievaluasi. Model ini menunjukkan akurasi yang sangat tinggi pada kumpulan data pelatihan dan validasi, dengan skor perolehan sebesar 0,9982363315696648. Nilai recall yang mendekati 1 menunjukkan bahwa model tersebut sangat efektif dalam mengidentifikasi citra yang tergolong kualitas kopi halus robusta berkualitas baik. TP = Model memprediksi 99 dari 100
FN = Model memprediksi 1 dari 100

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{recall} = \frac{\text{gambar kualitas kopi halus robusta}}{\text{gambar kualitas kopi halus robusta} + 1}$$

$$= \frac{99}{99 + 1} = \frac{99}{100} = 0.99$$

```
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/torch
return self._call_impl(*args, **kwargs)
Recall Score: 0.9982363315696648
```

Gambar 14. hasil recall

Skor presisi sebesar 0,9982425307557118 menunjukkan bahwa model tersebut sangat mahir dalam mengidentifikasi gambar kualitas kopi robusta yang berkualitas. Nilai presisi ini, yang mendekati 1, menunjukkan bahwa hampir semua prediksi positif yang dibuat oleh model tersebut benar, sehingga menunjukkan akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan gambar kualitas kopi halus robusta berkualitas.

```
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/torch
return self._call_impl(*args, **kwargs)
Precision Score: 0.9982425307557118
```

Gambar 15. hasil precision

Skor F1, yang menggabungkan presisi dan perolehan, memberikan gambaran komprehensif tentang performa model. Skor F1 sebesar 0,99 menunjukkan bahwa model tersebut tidak hanya akurat dalam memprediksi kualitas gambar kopi halus robusta berkualitas.

$$f1 \text{ score} = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

$$f1 \text{ score} = 2 \cdot \frac{0.99 \cdot 0.99}{0.99 + 0.99}$$

$$f1 \text{ score} = 2 \cdot \frac{0.9801}{1.98} = 2 \cdot 0.495 = 0.99$$

```

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/
return self._call_impl(*args, **kwargs)
F1 Score: 0.9982336647922266

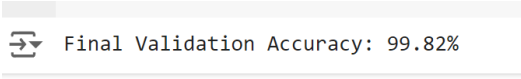
```

Gambar 16. hasil F1 score

Akurasi validasi akhir sebesar 99,82% menunjukkan bahwa model tersebut memiliki tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam mengklasifikasikan gambar kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas. Akurasi ini mencerminkan kemampuan model dalam mengenali dan membedakan citra kopi halus robusta dengan benar, baik pada data pelatihan maupun data validasi tak terlihat. Dengan akurasi yang tinggi, model ini dapat digunakan secara andal untuk aplikasi praktis dalam mengevaluasi kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas.

$$val_score = \frac{final_val_accuracy}{100}$$

$$val_score = \frac{99.82}{100} = 0.9982$$



Gambar 17. akurasi

4.9. Pengembangan (Deployment)

Telah diterapkan aplikasi web untuk mengklasifikasikan kualitas jenis kopi halus robusta halus, sehingga pengguna dapat mengakses informasi dan mengevaluasi kualitas kopi dengan lebih efisien dan akurat. Baik para ahli maupun konsumen dapat dengan mudah mengidentifikasi dan membandingkan berbagai kualitas jenis kopi halus robusta berkualitas, sehingga dapat lebih memahami karakteristik dan kualitas masing-masing jenis.



Gambar 18. pengembangan web

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Klasifikasi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menunjukkan kinerja luar biasa dalam mengidentifikasi gambar kualitas kopi halus robusta, mencapai akurasi validasi sebesar 99,82%, presisi 0,9982, dan Skor F1 sebesar 0,99. Hal ini menunjukkan keakuratan CNN dalam mengklasifikasikan kualitas kopi halus robusta yang baik. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk membandingkan algoritma CNN ini dengan algoritma lain untuk memahami kekuatan dan kelemahannya dalam konteks dan aplikasi yang berbeda, membantu

menentukan algoritma yang paling efektif dan efisien untuk masalah tertentu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Alfari, J. Susanto, H. M. Chotib, F. I. Dolly, Y., and D. Handani, "Hilirisasi Industri Kopi Berorientasi Pasar Cafe Kepada Masyarakat Petani Kopi Di Dusun Tuo Limbur Kabupaten Bungo," *J. Komunitas J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 3, no. 2, pp. 66–71, 2021, doi: 10.31334/jks.v3i2.1265.
- [2] S. R. Raysyah, Veri Arinal, and Dadang Iskandar Mulyana, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Deteksi Warna Menggunakan Metode Knn Dan Pca," *JSII (Jurnal Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 88–95, 2021, doi: 10.30656/jsii.v8i2.3638.
- [3] H. Harmiansyah *et al.*, "Sistem Smart Detection Penyakit pada Tanaman Kopi Robusta Menggunakan SSD MobileNet V2 sebagai Model Pra-Terlatih," *Agrikultura*, vol. 34, no. 1, p. 154, 2023, doi: 10.24198/agrikultura.v34i1.43052.
- [4] M. Saputra, K. Kusri, and M. P. Kurniawan, "Identifikasi Mutu Bij Kopi Arabika Berdasarkan Cacat dengan Teknik Convolutional Neural Network," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 1, p. 27, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i1.2533.
- [5] W. Hastomo, E. Hadiyanto, and Sutarno, "Klasifikasi Covid-19 Chest X-Ray Dengan Tiga Arsitektur Cnn (Resnet-152, Inceptionresnet-V2, Mobilenet-V2)," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 5, no. 1, pp. 2581–2327, 2021.
- [6] M. A. Nugroho and M. M. Sebatubun, "Klasifikasi Varietas Kopi Berdasarkan Green Bean Coffee Menggunakan Metode Machine Learning," *J. Inf. Syst. Manag.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–5, 2020, doi: 10.24076/joism.2020v1i2.24.
- [7] D. Romdhoningsih *et al.*, "Produksi Pengolahan Kopi Dadaman Secara Tradisional (Cita Rasa Kopi Robusta Dari Desa Citaman Kecamatan Ciomas Kabupaten Serang)," *J. Pengabd. Meambo*, vol. 1, no. 2, pp. 106–112, 2022, doi: 10.56742/jpm.v1i2.17.
- [8] M. Fansyuri, "Analisa algoritma klasifikasi k-nearest neighbor dalam menentukan nilai akurasi terhadap kepuasan pelanggan (study kasus pt. Trigatra komunikatama)," *Humanika J. Ilmu Sos. Pendidikan, dan Hum.*, vol. 3, no. 1, pp. 29–33, 2020.
- [9] S. Navisa, L. Hakim, and A. Nabilah, "Komparasi Algoritma Klasifikasi Genre Musik pada Spotify Menggunakan CRISP-DM," *J. Sist. Cerdas*, vol. 4, no. 2, pp. 114–125, 2021, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/3591>.
- [10] N. Giarsyani, "Komparasi Algoritma Machine

- Learning dan Deep Learning untuk Named Entity Recognition : Studi Kasus Data Kebencanaan,” *Indones. J. Appl. Informatics*, vol. 4, no. 2, p. 138, 2020, doi: 10.20961/ijai.v4i2.41317.
- [11] K. Kristiawan, D. D. Somali, T. A. Linggan jaya, and A. Widjaja, “Deteksi Buah Menggunakan Supervised Learning dan Ekstraksi Fitur untuk Pemeriksa Harga,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 3, pp. 541–548, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i3.3029.
- [12] F. Ramadhani, A. Satria, and S. Salamah, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak,” *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 4, pp. 167–175, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i4.408.
- [13] W. Hastomo and S. dan Sudjiran, “Convolution Neural Network Arsitektur Mobilenet-V2 Untuk Mendeteksi Tumor Otak,” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 5, no. 1, pp. 17–21, 2021.
- [14] A. Putranto, N. L. Azizah, and I. R. I. Astutik, “Sistem Prediksi Penyakit Jantung Berbasis Web Menggunakan Metode Svm Dan Framework,” *J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 4, no. 2, pp. 442–452, 2023, [Online]. Available: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/heart+disease>.