

PEMANFAATAN CNN (CONVOLUTION NEURAL NETWORK) DAN MOBILENET V2 DALAM KLASIFIKASI REMPAH-REMPAH LOKAL DI INDONESIA

Ilham Nesta Suandana, Asriyanik, Winda Apriandari

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi

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

Ilhamnesta66@ummi.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi untuk rempah-rempah lokal di Indonesia menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *MobileNet V2* berbasis PyTorch. Latar belakang penelitian ini didorong oleh dua masalah utama: proses identifikasi rempah-rempah dari gambar atau sumber baca yang memakan waktu lama dan kurang efisien, serta keterbatasan akses ke ahli yang menghambat proses identifikasi dan pengetahuan tentang rempah-rempah. Dataset yang digunakan terdiri dari 16 jenis rempah dengan total 5.111 gambar yang diperoleh dari berbagai sumber foto manual dan publik. Data tersebut menjalani proses pra-pemrosesan, termasuk *resizing* dan *normalisasi*, untuk memastikan ukuran gambar yang konsisten dan meningkatkan kualitasnya sebelum diproses oleh model CNN. Metodologi penelitian ini mengadopsi *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang menyediakan pendekatan sistematis dalam perencanaan proses, mencakup analisis kebutuhan data, teknik pengumpulan data, dan penjadwalan kegiatan yang terstruktur untuk memastikan kelancaran dan keberhasilan implementasi model klasifikasi. Model CNN yang dikembangkan dilatih untuk mengklasifikasikan jenis rempah berdasarkan fitur visual gambar. Evaluasi performa model menunjukkan akurasi validasi sebesar 99,96%, menunjukkan efektivitas model dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan rempah-rempah dengan sangat akurat. Penerapan model klasifikasi ini pada situs web sederhana diharapkan dapat mempermudah pengguna dalam kehidupan sehari-hari. Penelitian ini juga menyediakan dasar yang kuat untuk pengembangan dan penyempurnaan model klasifikasi rempah-rempah di masa depan, serta membuka peluang aplikasi serupa dalam pengenalan objek di berbagai bidang lainnya.

Kata kunci : *Convolutional Neural Network (CNN), MobileNet V2, Knowledge Discovery in Databases(KDD), rempah-rempah.*

1. PENDAHULUAN

Indonesia, dengan potensi sumber daya alam yang besar, dikenal akan kekayaan rempah-rempahnya yang melimpah. Selain digunakan sebagai bumbu dalam masakan, rempah-rempah juga memberikan manfaat tambahan bagi kesehatan dan kecantikan[1]

Karena keanekaragaman rempah-rempah di Indonesia, generasi muda di era modern semakin kurang memperhatikan lingkungan. Mereka sering memilih solusi instan, yang menyebabkan pemahaman mereka terbatas dan banyak yang tidak mengenal berbagai jenis rempah-rempah[2].

Menentukan jenis rempah-rempah dengan mengevaluasi gambar yang tersedia di internet dari para ahli memerlukan waktu yang cukup lama[3].

Penerapan kecerdasan buatan, khususnya melalui *deep learning*, dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses klasifikasi secara *real-time*[4]

Perbedaan kinerja antara algoritma SVM dan CNN dalam mengklasifikasikan data dari Kaggle, yang terdiri dari 11.219 sampel dan 17 kategori, menunjukkan bahwa CNN mencapai akurasi sebesar 90,87%, lebih tinggi dibandingkan dengan akurasi yang diperoleh oleh SVM[5].

Di antara berbagai arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) *MobileNet V2* dipilih karena kemampuannya dalam mencapai tingkat akurasi tinggi dan efisiensi dalam mengenali jenis rempah-rempah[6].

Dengan demikian, penelitian ini melaksanakan pengembangan "Pemanfaatan *Cnn (Convolution Neural Network) Dan Mobilenet V2* Dalam Klasifikasi Rempah-Rempah Lokal Di Indonesia." Ini bertujuan untuk mempermudah masyarakat dalam mengakses informasi tentang rempah-rempah lokal di Indonesia.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Rempah-rempah

Rempah-rempah adalah bagian dari tanaman yang mencakup batang, daun, kulit kayu, umbi, akar, biji, bunga, dan bagian-bagian lainnya [2].

2.2. Ekstra ciri

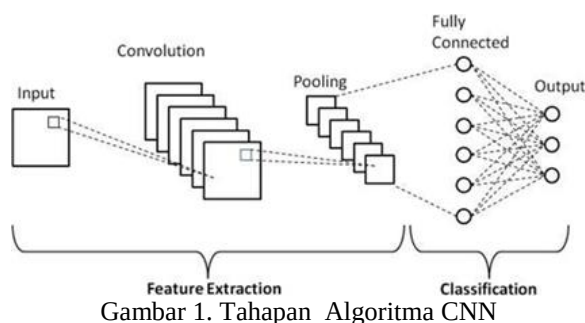
Proses ekstraksi ciri-ciri ini melibatkan pemisahan karakteristik atau atribut yang membedakan objek tersebut dari yang lain. Atribut-atribut ini kemudian digunakan sebagai parameter untuk menggambarkan objek secara visual [7]

2.3. Deep Learning

Pembelajaran mesin bertujuan untuk menggambarkan data secara abstrak dengan memanfaatkan jaringan neuron yang kompleks atau transformasi non-linear. Dengan bertambahnya volume data dan kemajuan dalam kemampuan komputasi, penerapan jaringan saraf yang lebih kompleks kini menjadi fokus utama dan digunakan dalam berbagai bidang [8].

2.4. Convolution Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah evolusi dari Multilayer Perceptron (MLP) yang khusus dirancang untuk menangani data dua dimensi. Arsitektur CNN meliputi lapisan input, lapisan output, dan beberapa lapisan tersembunyi. CNN memanfaatkan lebih dari 600.000 neuron dan 7 lapisan tersembunyi untuk menciptakan model data yang efektif dalam mencegah overfitting. Berbeda dengan MLP yang merepresentasikan setiap neuron dalam satu dimensi, CNN merepresentasikan setiap neuron dalam dua dimensi, menjadikannya bagian dari kategori Deep Neural Network berkat jaringan yang dalam. Struktur CNN terdiri dari berbagai jenis lapisan seperti *Convolution Layer*, *Pooling Layer*, dan *Fully Connected Layer* [9].



Gambar 1. Tahapan Algoritma CNN

2.5. Convolution Layer

Sebagian besar komputasi pada CNN berlangsung di lapisan konvolusional. Misalnya, ketika kita membuat lapisan konvolusional dengan sekelompok neuron berukuran 28x28, setiap neuron terhubung ke area kecil pada gambar input, seperti 5x5 piksel, yang berfungsi sebagai wilayah reseptif [10].

2.6. Pooling Layer

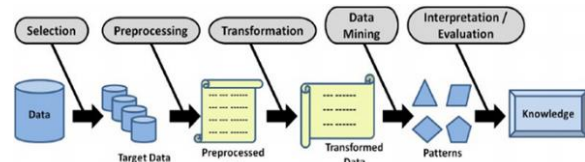
Pooling layer adalah lapisan yang mengurangi dimensi fitur yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi dengan mengekstrak sebagian dari peta fitur dan menghasilkan satu output sesuai dengan jenis pooling yang digunakan. Tujuan utamanya adalah untuk mengurangi kompleksitas perhitungan parameter [11].

2.7. Fully Connected Layer

Fully connected layer adalah lapisan di mana setiap neuron memiliki koneksi penuh ke semua aktivitas di lapisan sebelumnya. Konsep ini mirip dengan yang diterapkan dalam Multilayer Perceptron (MLP) [10].

2.8. Knowledge Discovery in Database (KDD)

Knowledge Discovery in Database (KDD), atau disingkat KDD, adalah metode yang sering digunakan dalam text mining. Proses KDD mencakup berbagai tahapan, seperti pengumpulan dan analisis data historis, untuk mengidentifikasi pola, keteraturan, atau hubungan dalam kumpulan data besar [12].



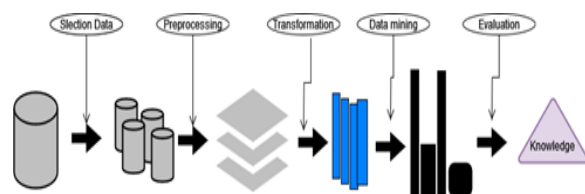
Gambar 2. tahapan metode KDD

2.9. Mobilenet-V2

MobileNet V2 adalah model yang dirancang untuk memberikan latensi rendah dan efisiensi daya yang tinggi, serta dioptimalkan untuk bekerja dengan baik dalam berbagai situasi dengan keterbatasan sumber daya [13].

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian bertujuan untuk merancang pelaksanaan yang melibatkan pengumpulan data, analisis kebutuhan, dan penjadwalan kegiatan. Tujuannya adalah untuk memastikan kelancaran dan kesuksesan penelitian dengan menyediakan dasar yang terstruktur. Dengan menerapkan metode KDD, penulis menciptakan sistem untuk mengklasifikasikan berbagai jenis rempah-rempah lokal.



Gambar 3. Flowchart metode yang di pakai

3.1. Data selection

Penelitian ini mengumpulkan dua jenis data: data primer dan sekunder. Data primer meliputi gambar rempah-rempah yang diperoleh dari kamera dan sumber publik, sedangkan data sekunder berisi informasi tentang karakteristik umbi yang dikumpulkan penulis dari berbagai referensi.

3.2. Preprocessing Data

Pada tahap ini, pemahaman data adalah langkah awal dalam proses pengklasifikasian selama pengembangan. Metode KDD diterapkan untuk menentukan keputusan dalam klasifikasi berbagai jenis rempah-rempah.

3.3. Transformation Data

Pada tahap transformasi dalam pemrosesan dan klasifikasi bentuk rempah, seluruh data akan dibagi menjadi dua kelompok utama: data pelatihan dan data pengujian. Pembagian ini sangat penting untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat mengklasifikasikan dan memvalidasi data baru secara efektif.

3.4. Data Mining

Pada tahap ini, model CNN akan dilatih dengan data pelatihan yang telah disiapkan. Model tersebut

akan mempelajari pola dari data ini dan membuat prediksi mengenai jenis rempah. Setelah model dianggap memadai, model ini dapat digunakan pada data baru untuk memprediksi kemungkinan terjadinya penipuan dalam sebuah transaksi.

35. Evaluasi

Untuk menilai deteksi jenis rempah menggunakan CNN dan MobileNet V2, metode validasi akan diterapkan untuk menguji kinerja model. Penilaian akan dilakukan dengan menggunakan metrik standar, seperti akurasi, untuk mengevaluasi sejauh mana model dapat mengklasifikasikan jenis rempah dengan tepat berdasarkan data yang ada.

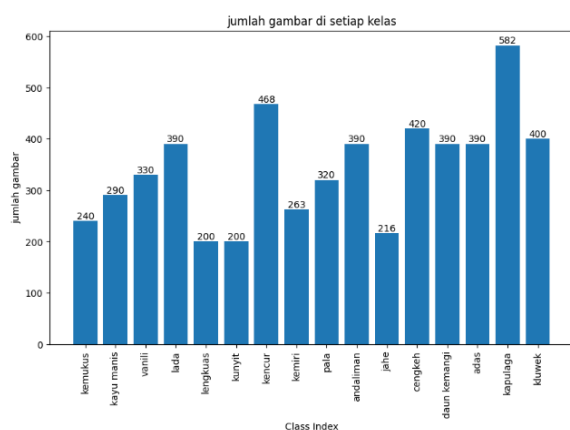
36. Deployment

Untuk memudahkan pengguna, peneliti mengembangkan sistem berbasis web untuk klasifikasi jenis rempah-rempah lokal di Indonesia. Sistem ini melibatkan integrasi model klasifikasi yang telah dibuat sebelumnya. Pembuatan situs web dilakukan dengan Visual Studio Code sebagai editor teks, guna memastikan fleksibilitas dan kemudahan dalam penggunaannya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Data Selection

Data yang ada mencakup 16 jenis rempah dengan total 5.111 data, yang diperoleh dari foto manual dan sumber publik. Selanjutnya, sebuah fungsi dikembangkan untuk memproses data ini di Google Colab menggunakan CNN dan *MobileNet V2*. Fungsi tersebut dirancang untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis rempah berdasarkan atribut yang dianalisis secara mendalam dari gambar-gambar yang telah dikumpulkan.



Gambar 4. Data selection

Tabel 1. pengumpulan dataset

No	Nama Rempah	Gambar bentuk rempah
1	Adas	

No	Nama Rempah	Gambar bentuk rempah
2	Andalima	
2	Cengkeh	
3	Daun kemangi	
4	Jahe	
5	Kapulaga	
6	Kayu manis	
7	Kemiri	
8	Kemukus	
9	Kencur	
10	Kluwek	
11	Kunyit	
12	Lada	
13	Lengkuas	
14	Pala	
15	Vanili	

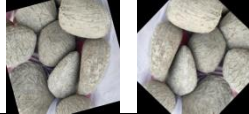
Dari dataset yang diperoleh saat ini, terdapat sejumlah data yang belum siap untuk digunakan dalam proses pemodelan karena masih memerlukan tahap preprocessing untuk memastikan keakuratan serta konsistensinya sebelum dapat diintegrasikan ke dalam analisis dan pembuatan model secara efektif.

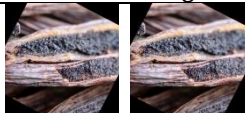
4.2. Data Processing

Diharapkan dataset dapat dipersiapkan dengan optimal. Proses augmentasi bertujuan untuk memperkaya dataset rempah-rempah, sehingga dapat

meningkatkan variasi dan keberagaman gambar rempah yang tersedia, mengingat dataset yang ada mencakup 16 jenis rempah.

Tabel 2. augmentasi

No	Nama Rempah	Kondisi Sebelum Agumentasi	Kondisi Sesudah Augmentasi
1	Adas		
2	Andalima		
3	CenBgkeh		
4	Daun kemangi		
5	Jahe		
6	Kapulaga		
7	Kayu manis		
8	Kemiri		
9	Kemukus		
10	Kencur		
11	Kluwek		
12	Kunyit		
13	Lada		
14	Lengkuas		
15	Pala		

No	Nama Rempah	Kondisi Sebelum Augmentasi	Kondisi Sesudah Augmentasi
16	Vanili		

Teknik augmentasi seperti Horizontal Flip untuk mengubah gambar secara horizontal, Vertical Flip untuk membalikkan citra secara acak, Width Shift untuk menggeser gambar ke kiri atau kanan, Multiply untuk menyesuaikan kecerahan gambar, Rotation untuk memutar gambar, dan Gaussian Blur untuk memberikan efek kabur pada gambar.

4.3. Transformation

4.3.1. Resize

Pada tahap ini, gambar yang diunggah diproses sebelum digunakan dalam model pertama. Transformasi yang telah ditentukan diterapkan untuk menyesuaikan ukuran gambar, mengubahnya ke format tensor yang sesuai dengan model, dan menormalisasi nilai piksel. Selanjutnya, gambar dipersiapkan dengan menambahkan dimensi batch, karena model biasanya memproses data dalam batch, meskipun batch tersebut dapat berisi hanya satu gambar.

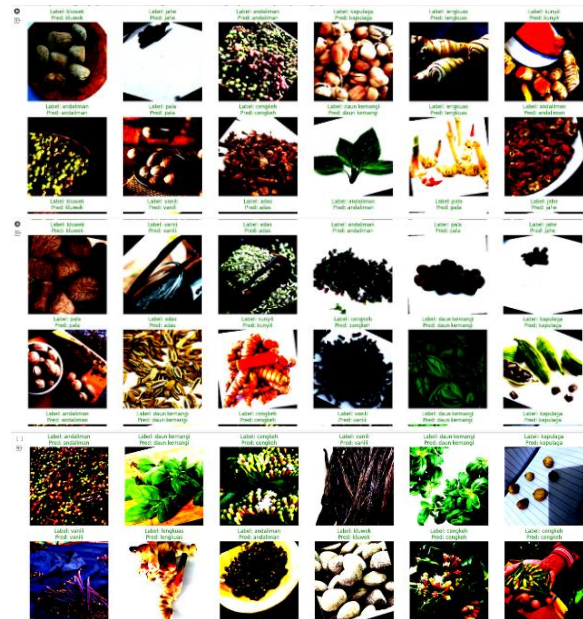
```
from torchvision import transforms
from PIL import Image

test_transform =
transforms.Compose([
    transforms.Resize(224),
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize(mean=[0.4
85, 0.456, 0.406], std=[0.229,
0.224, 0.225])
])

# Function untuk upload gambar
def
process_uploaded_image(image_path)
:
    image =
Image.open(image_path).convert("RGB")
    image = test_transform(image)
    image = image.unsqueeze(0) #
Add batch dimension
    return image
```

4.4. Labeling

Grid berukuran 6x6, di mana setiap subplot menampilkan gambar dengan label asli dan prediksi jenis rempah yang sebenarnya menurut model. Sebagian besar prediksi tepat, ditandai dengan teks hijau yang menunjukkan kesesuaian antara label dan prediksi. Label jenis rempah ditandai dengan X, sementara prediksi jenis rempah diberi label Y.



Gambar 5. Labeling

4.5. Data Mining

Ada tahap data mining, data yang telah diproses digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model. MobileNet-v2, sebuah Convolutional Neural Network.

4.6. Implementasi

Pada tahap ini, *MobileNet-v2*, sebuah *Convolutional Neural Network*, diterapkan menggunakan PyTorch untuk mengklasifikasikan jenis rempah-rempah dari gambar. Proses ini mencakup pra-pemrosesan, transformasi, dan evaluasi performa berdasarkan pengukuran akurasi. Lapisan fully connected memiliki ukuran input 1280 dan output yang sesuai dengan output_size. Jumlah parameter pada lapisan linear dapat dihitung dengan rumus: Parameter = (Input Size × Output Size) + Output Size.

```
class
CustomMobileNetv2(nn.Module):
    def __init__(self,
output_size):
        super().__init__()
        self.mnet =
mobilenet_v2(pretrained=True)
        self.freeze()

        self.mnet.classifier =
nn.Sequential(
            nn.Linear(1280,
output_size),
            nn.LogSoftmax())
```

```

)

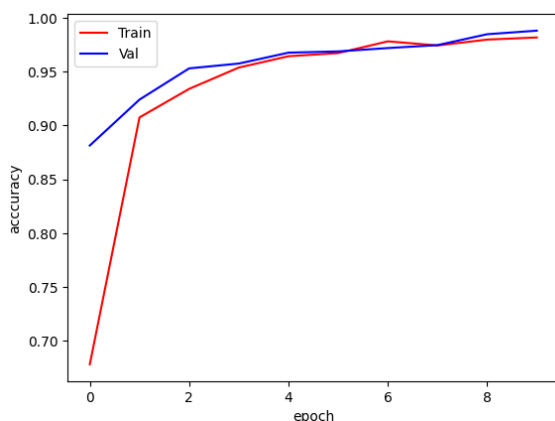
def forward(self, x):
    return self.mnet(x)

def freeze(self):
    for param in
self.mnet.parameters():
        param.requires_grad =
False

def unfreeze(self):
    for param in
self.mnet.parameters():
        param.requires_grad = True

```

Menunjukkan akurasi model selama pelatihan (dalam warna merah) dan validasi (dalam warna biru) seiring bertambahnya jumlah epoch, yaitu iterasi penuh dari dataset pelatihan yang dilalui model, dari 0 hingga 9. Sumbu X mewakili jumlah epoch, sedangkan sumbu Y menampilkan akurasi model, yang berkisar antara 0 hingga 1. Di awal pelatihan, akurasi validasi terlihat lebih tinggi dibandingkan akurasi pelatihan. Namun, seiring bertambahnya epoch, kedua akurasi ini meningkat dan akhirnya mendekati nilai maksimum yang sama, menunjukkan bahwa model belajar dengan efektif dan tidak mengalami overfitting.



Gambar 6. tes-score arsitektur

4.7. Hasil

Peningkatan jumlah epoch, yang merupakan iterasi lengkap dari dataset pelatihan yang diproses model, terjadi dari 0 hingga 14. Sumbu X mewakili jumlah epoch, sedangkan sumbu Y menunjukkan akurasi model dalam rentang 0.988 hingga 1.000. Di awal pelatihan, akurasi validasi lebih tinggi daripada akurasi pelatihan. Namun, seiring bertambahnya epoch, akurasi pelatihan dan validasi keduanya meningkat pesat dan mendekati nilai maksimum 1.0. Pada epoch ke-8 hingga ke-10, akurasi validasi sempat lebih tinggi daripada akurasi pelatihan, tetapi kemudian keduanya stabil dan mendekati nilai

maksimum yang sama. Ini menunjukkan bahwa model belajar dengan sangat efektif dan tidak mengalami overfitting, karena akurasi pada data pelatihan dan validasi hampir identik.

4.8. Evaluasi

Hasil recall score sebesar 0.9990610364309788 menunjukkan bahwa model sangat unggul dalam mendeteksi jenis rempah-rempah, dengan nilai recall yang hampir mencapai 1.

True Positive (TP) = 99

False Negative (FN) = 1

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

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

```

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/torch/nn/modules/module.py:1532: UserWarning:
return self._call_impl(*args, **kwargs)
Recall Score: 0.9990610364309788

```

Gambar 7. hasil recall

Precision Score sebesar 0.9906116762140531 menunjukkan bahwa model memiliki akurasi hampir sempurna dalam mengidentifikasi kelas positif dari semua prediksi positif yang dibuat, yang mencerminkan kinerja sangat baik dalam klasifikasi jenis rempah-rempah lokal Indonesia.

```

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/torch/nn/modules/module.py:1532: UserWarning:
return self._call_impl(*args, **kwargs)
Precision Score: 0.9906116762140531

```

Gambar 8. hasil precision

Nilai F1 Score yang sangat tinggi, sebesar 0.99, menunjukkan bahwa model klasifikasi rempah-rempah lokal Indonesia memiliki performa yang sangat baik, dengan keseimbangan optimal antara precision dan recall, hampir mencapai nilai sempurna. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut sangat efisien dalam melaksanakan tugas klasifikasinya.

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

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

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

```

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/torch/nn/modules/module.py:1532: UserWarning:
return self._call_impl(*args, **kwargs)
F1 Score: 0.99906099492590587

```

Gambar 9. hasil F1 score

Model klasifikasi jenis rempah-rempah ini mencapai akurasi validasi akhir sebesar 99.96%, yang menunjukkan bahwa model ini sangat efektif dan dapat diandalkan dalam mengidentifikasi serta mengklasifikasikan berbagai jenis rempah-rempah, berdasarkan prediksi yang dihasilkan dari data validasi..

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

$$val_score = \frac{99.96}{100} = 0.9996$$

```

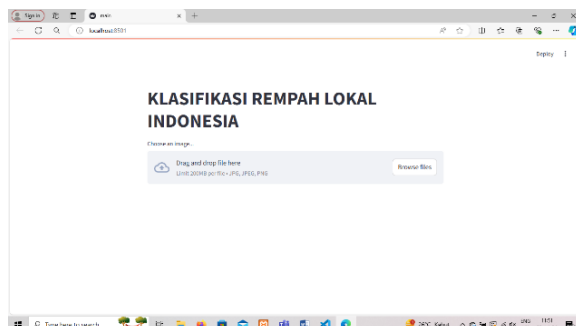
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/torch/nn/module
return self._call_impl(*args, **kwargs)
Final Validation Accuracy: 99.96%

```

Gambar 10. akurasi

4.9. Pengembangan (Deployment)

Tujuan utama proyek ini adalah mengimplementasikan model yang telah dikembangkan sepenuhnya ke dalam sebuah situs praktis. Diharapkan, model ini akan berfungsi sebagai alat yang berguna dalam mendukung pengambilan keputusan terkait masalah yang ada. Proses ini meliputi integrasi model ke dalam situs web yang dirancang secara sederhana, memungkinkan akses dan penggunaan model dalam konteks kehidupan nyata, serta memberikan pengalaman langsung yang mudah dimengerti bagi pengguna. Temuan dari penelitian ini dapat digunakan sebagai dasar untuk pengembangan model serupa yang dapat disesuaikan dengan berbagai kebutuhan.



Gambar 11. pengembangan web

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil dari penggunaan *Convolutional Neural Network MobileNet-v2* untuk klasifikasi jenis rempah-rempah menunjukkan performa yang sangat memuaskan, dengan peningkatan akurasi yang signifikan selama proses pelatihan dan pengujian serta kestabilan mendekati 100% setelah 5 epoch. Evaluasi akhir menunjukkan akurasi validasi sebesar 99,96%, menegaskan bahwa *MobileNet-v2* adalah solusi yang sangat efektif untuk klasifikasi ini, memberikan keandalan dan akurasi tinggi dalam mengidentifikasi rempah-rempah melalui gambar. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk mengumpulkan dataset yang lebih luas dan bervariasi untuk mencakup lebih banyak jenis rempah, serta menambahkan sensor aroma atau spektrum untuk melengkapi data gambar dan meningkatkan akurasi klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Wulandari, H. Yasin, and T. Widiarihi, "Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273–282, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.27416.
- [2] Kaharuddin, Kusri, and E. T. Luthfi, "Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Berdasarkan Fitur Warna Rgb Dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *J. Inf. Interaktif*, vol. 4, no. 1, pp. 17–22, 2019.
- [3] C. Nisa and F. Candra, "Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 78–84, 2023, doi: 10.57152/malcom.v4i1.1018.
- [4] A. K. S. Yuda and S. Ahmad, "Implementasi Prediksi Tanaman Herbal Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Berbasis Android.," *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 2, pp. 84–88, 2023, doi: 10.31294/reputasi.v4i2.2403.
- [5] B. W. Kurniadi, H. Prasetyo, G. L. Ahmad, B. Aditya Wibisono, and D. Sandya Prasvita, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl. Jakarta-Indonesia*, no. September, pp. 1–11, 2021.
- [6] W. Hastomo, Sugiyanto, and 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.
- [7] I. Siswanto, E. Utami, and S. Raharjo, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Warna Dan Tekstur Menggunakan Metode K-Nearest," *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 1, pp. 93–102, 2015.
- [8] R. W. Dewantoro, S. Y. N. Arfan, and R. A. Rizal, "Analysis Of Right And Wrong Use Of Mask Based On Deep Learning," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 336–343, 2022, doi: 10.31289/jite.v6i1.7582.
- [9] P. I. D. Siregar, "Identifikasi Jenis Burung Berdasarkan Bentuk Paruh dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *J. Informatics Manag. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 4, pp. 138–144, 2022, [Online]. Available: <https://hostjournals.com/jimat%7C10.47065/jimat.v2i4.178>
- [10] A. Firmansyah, A. F. Itsnan, A. Apip, R. T. Mulliya, and P. Rosyani, "Sistem Absensi Mahasiswa Menggunakan Face Recognition Dengan Algoritma CNN," *J. AI dan SPK J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 4, pp. 250–258, 2023.
- [11] A. B. Handoko, I. K. Timotius, and D. Utomo,

- “Klasifikasi Citra X-Ray Covid-19 Menggunakan Three-layered CNN Model,” *Techné J. Ilm. Elektrotek.*, vol. 21, no. 2, pp. 155–168, 2022, doi: 10.31358/techne.v21i2.316.
- [12] S. Anggraini, M. Akbar, A. Wijaya, H. Syaputra, and M. Sobri, “Klasifikasi Gejala Penyakit Coronavirus Disease 19 (COVID-19) Menggunakan Machine Learning,” *J. Softw. Eng. Ampera*, vol. 2, no. 1, pp. 57–68, 2021, doi: 10.51519/journalsea.v2i1.105.
- [13] A. R. Fahcruroji, Madona Yunita Wijaya, and Irma Fauziah, “Implementasi Algoritma Cnn Mobilenet Untuk Klasifikasi Gambar Sampah Di Bank Sampah,” *PROSISKO J. Pengemb. Ris. dan Obs. Sist. Komput.*, vol. 11, no. 1, pp. 45–51, 2024, doi: 10.30656/prosisko.v11i1.8101.