

PENGGUNAAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)* UNTUK KLASIFIKASI JENIS REMPAH – REMPAH

Putri Kinanti¹, Rendra Gustriansyah², Zaid Romegar Mair³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer dan Sains

Email: ¹2020110052@students.uigm.ac.id, ²rendra@uigm.ac.id, ³zaidromegar@uigm.ac.id

ABSTRACT

Spices play an important role in the culinary and food industries, but accurate identification of different types of spices is often a challenge, especially because of the visual similarities between some types of spices. This research aims to overcome this problem by applying Convolutional Neural Networks (CNN), specifically the VGG-19 architecture, to classify spices based on digital images. In this research, a dataset consisting of 15 types of spices was used, including star anise, Javanese chilies, ginger and pepper. The model was trained with various epochs (20, 80, 50, 100) to evaluate the accuracy and performance of the model. Experimental results show that the model with 80 epochs achieves 90% accuracy, with 8.33% precision, 8% sensitivity, and 8.16% F1-score. Meanwhile, the model with 20 epochs produces 86% accuracy, 4.64% precision, 4.64% sensitivity, and 4.64% F1-score. This research shows that the use of CNNs can increase accuracy in spice classification, and can be integrated in practical applications such as food processing systems and quality control.

Keywords: *Types of Spices, Convolutional Neural Network (CNN), classification, VGG-19.*

INTISARI

Rempah-rempah memiliki peran penting dalam kuliner dan industri pangan, namun identifikasi yang akurat terhadap berbagai jenis rempah sering kali menjadi tantangan, terutama karena kesamaan visual antara beberapa jenis rempah. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi masalah tersebut dengan menerapkan *Convolutional Neural Networks (CNN)*, khususnya arsitektur VGG-19, untuk mengklasifikasikan rempah-rempah berdasarkan citra digital. Dalam penelitian ini, digunakan dataset yang terdiri dari 15 jenis rempah, termasuk bunga lawang, cabe jawa, jahe, dan merica. Model dilatih dengan berbagai epoch (20, 80, 50, 100) untuk mengevaluasi akurasi dan performa model. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model dengan 80 epoch mencapai akurasi 90%, dengan presisi 8,33%, sensitivitas 8%, dan F1-score 8,16%. Sedangkan model dengan 20 epoch menghasilkan akurasi 86%, presisi 4,64%, sensitivitas 4,64%, dan F1-score 4,64%. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan *CNN* dapat meningkatkan akurasi dalam klasifikasi rempah-rempah, dan dapat diintegrasikan dalam aplikasi praktis seperti sistem pengolahan makanan dan pengawasan kualitas.

Kata kunci: Jenis Rempah - Rempah, *Convolutional Neural Network (CNN)*, Klasifikasi, *VGG-19*.

1. PENDAHULUAN

Rempah-rempah telah menjadi bagian tak terpisahkan dari budaya dan kuliner manusia selama ribuan tahun. Rempah – rempah digunakan untuk memberikan rasa, aroma, dan warna pada makanan. Klasifikasi yang akurat dari berbagai jenis rempah-rempah sangat penting dalam industri kuliner global yang berkembang pesat. Namun, mengidentifikasi rempah-rempah hanya berdasarkan penampilan fisiknya bisa menjadi tugas yang rumit dan memakan waktu. Jenis rempah-rempah seringkali memiliki variasi dalam warna, bentuk, dan tekstur. Hal ini dapat menyebabkan kesulitan dalam membedakan satu jenis rempah-rempah dari yang lain.

Mengenali jenis rempah-rempah secara manual bisa menjadi tugas yang rumit, terutama ketika beberapa jenis rempah-rempah memiliki kemiripan visual yang tinggi. Misalnya, biji merica putih dan biji merica hitam memiliki kemiripan fisik yang tinggi. Oleh karena itu, otomatisasi proses identifikasi rempah-rempah menggunakan teknologi komputer dan pengolahan citra, seperti *Convolutional Neural Network (CNN)*, menjadi solusi yang menjanjikan.

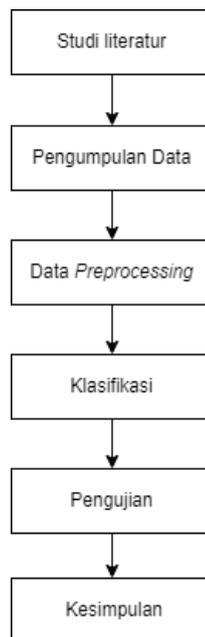
Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* adalah salah satu jenis algoritma dalam bidang kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang digunakan untuk memproses dan menganalisis data yang memiliki struktur *grid*, seperti gambar atau data visual lainnya (Sudiati, 2023).

Penelitian ini bertujuan untuk menguji potensi penggunaan *CNN* dalam klasifikasi jenis rempah-rempah. Dengan mengidentifikasi jenis rempah-rempah secara otomatis berdasarkan gambar, penelitian ini dapat meningkatkan efisiensi dalam berbagai aspek industri yang menggunakan rempah-rempah. Selain itu, penelitian ini juga memiliki signifikansi dalam pengembangan teknologi pengolahan gambar yang lebih baik, yang dapat diterapkan pada berbagai bidang lainnya. Dengan pemahaman yang lebih baik tentang jenis rempah-rempah dan kemampuan *CNN*, penelitian ini dapat mengambil langkah menuju pemanfaatan yang lebih baik dari sumber daya alam dan peningkatan kualitas produk.

Relevansi Literatur menunjukkan bahwa penggunaan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam pengolahan citra dapat membantu mengatasi tantangan dalam identifikasi rempah-rempah. Salah satunya adalah penelitian Wulandari et al. (2020) yang mengklasifikasikan bumbu dan rempah dengan akurasi tinggi menggunakan model *CNN* untuk tiga jenis rempah (ginseng, jahe, dan lengkuas), dengan hasil akurasi pengujian mencapai 88,89%. Hal ini mendukung ide bahwa *CNN* dapat memberikan solusi efisien untuk klasifikasi rempah dengan kemiripan visual yang tinggi, seperti yang terlihat pada biji merica putih dan hitam. Penelitian lain oleh Sanjaya & Nurraharjo (2023) mengaplikasikan *CNN* pada 12 jenis rempah dengan dataset lebih besar, menunjukkan potensi *CNN* dalam pengenalan *real-time* meski dengan akurasi rata-rata 60%, menekankan pentingnya pemilihan dataset yang tepat. Penelitian Darmatasia & Syafar (2023) juga menunjukkan penggunaan *CNN* untuk mengklasifikasikan rempah-rempah khas Indonesia, dengan hasil akurasi pelatihan mencapai 99%, meskipun validasi menunjukkan tantangan pada akurasi 60%. Semua penelitian ini menekankan pentingnya penggunaan *CNN* untuk klasifikasi rempah-rempah dalam mengatasi tantangan variasi visual dan kemiripan fisik antar jenis rempah.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan dengan mengikuti kerangka kerja supaya penelitian dilakukan dengan terstruktur. Kerangka kerja adalah tahapan-tahapan proses penelitian yang terurut berdasarkan langkah-langkah yang saling berkaitan seperti gambar 1 dibawah ini :



Gambar 1 Tahapan Penelitian

a. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan membaca dan memahami buku, artikel dan jurnal ilmiah yang terkait dengan klasifikasi, jenis rempah-rempah, *machine learning*, *deep learning*, dan *CNN*. Studi literatur ini berfungsi sebagai referensi dan landasan teori untuk topik penelitian.

b. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data berupa jenis rempah-rempah. Gambar berukuran 224x224 pixel dengan format jpg. Jumlah jenis rempah-rempah yang digunakan adalah sebanyak 15, yaitu merica, kemiri, kunyit, jahe, ketumbar, cabe jawa, kapulaga, bunga lawang, lengkuas, kencur, jinten, pala, kayu manis, sereh, cengkeh, dataset

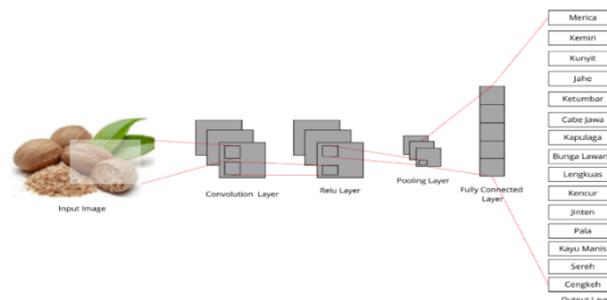
yang digunakan adalah 1500 gambar.

c. Data Preprocessing

Data *preprocessing* merupakan langkah yang bertujuan untuk mempersiapkan data mentah agar lebih optimal dan siap untuk diolah. Dataset yang diperoleh dari penelitian sebelumnya telah melalui serangkaian tahap *preprocessing*, termasuk 28 *resize* gambar dan *cropping* ukuran gambar (Nisa & Candra, 2023). Hasil dari proses ini adalah pengelompokan gambar ke dalam dua folder, yaitu data citra latih dan data citra uji. *Resize* gambar merupakan tahap pengolahan gambar di mana resolusi asli diubah menjadi resolusi yang diinginkan. Di sisi lain, *cropping* gambar adalah proses memotong bagian yang tidak penting dari gambar, meninggalkan hanya bagian yang relevan dan signifikan yang ingin diklasifikasikan. Data latih adalah dataset yang digunakan untuk melatih model *CNN*, sementara model *CNN* akan mempelajari pola dan fitur dari data ini selama proses pelatihan. Data uji membantu mengukur seberapa baik model *CNN* mampu mengenali pola pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya.

d. Klasifikasi menggunakan CNN

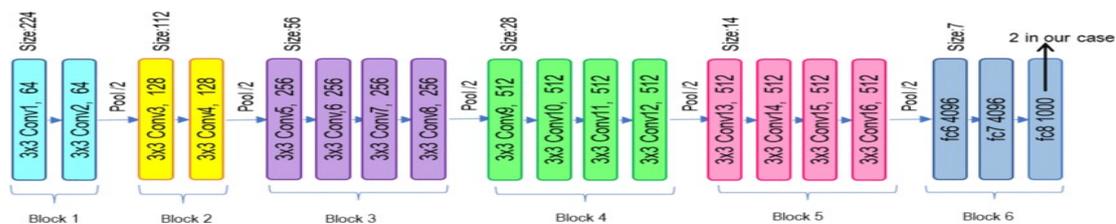
Convolutional Neural Networks (CNN) adalah algoritma dalam *deep learning* yang dianggap sebagai perkembangan lanjutan dari *Artificial Neural Networks (ANN)* (Nugroho et al., 2020). Arsitektur *CNN* terinspirasi oleh cara kerja syaraf dalam tubuh manusia, terutama di otak. *CNN* memanfaatkan data input dalam format dua dimensi secara penuh, seperti sinyal. Pendekatan ini mengurangi jumlah parameter menjadi lebih kecil, sehingga menyederhanakan dan mempercepat proses pelatihan data. *CNN* umumnya menggunakan struktur model yang serupa dengan *MLP*, yang terdiri dari berbagai lapisan konvolusi, lapisan sub-sampling (*pooling*), dan biasanya ditutupi dengan lapisan *fully connected layer* (Darmatasia & Syafar, 2023). Contoh arsitektur *CNN* untuk mengklasifikasi gambar bisa dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Contoh CNN

e. Visual Geometry Group 19 (VGG19)

VGG19 adalah salah satu model arsitektur yang terdiri dari total 19 lapisan, termasuk 16 lapisan konvolusi, 5 lapisan maxpooling, 3 lapisan fully connected, dan 1 lapisan softmax. Dalam strukturnya, VGG19 menerima gambar input dengan resolusi 224 x 224 pixel, mengimplementasikan kernel 3 x 3 pada 16 lapisan konvolusi tanpa menggunakan langkah (*stride*), dan memanfaatkan fungsi aktivasi ReLU untuk meningkatkan efisiensi komputasi. Hasil akhir dari VGG19 mencakup fully connected layer dengan dimensi 4096 dan softmax layer dengan dimensi output sebanyak 1000 (Nisa & Candra, 2023). Konfigurasi arsitektur VGG19 dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Arsitektur VGG19

f. Pengujian

Confusion matrix adalah suatu alat atau metode yang digunakan untuk menghitung akurasi dalam konteks data mining. Dalam *confusion matrix*, terdapat empat keluaran atau hasil perhitungan yang meliputi *True Positive (TP)*,

True Negative (TN), *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)*. *True Positive (TP)* adalah jumlah data positif yang berhasil diidentifikasi dengan tepat, sementara *True Negative (TN)* adalah jumlah data negatif yang berhasil diidentifikasi dengan benar (Düntsich & Gediga, 2019). Nilai akurasi dapat dilihat pada persamaan 1. Nilai presisi adalah total data yang terklasifikasi dengan benar lalu dibagi jumlah data positif dan dapat dilihat pada persamaan 2. Sensivitas menunjukkan ketepatan hasil positif yang diklasifikasikan oleh system dan dapat dilihat pada persamaan 3. *F1-score* merupakan data negative yang diprediksi dengan benar dibagi seluruh data negative dan dapat dilihat pada persamaan 4.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Total jumlah data}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{Sensivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Sensitivitas}}{\text{Presisi} + \text{Sensitivitas}} \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan :

- TP adalah *True Positive* yaitu nilai data positif yang terklasifikasi benar.
- TN adalah *True Negative* yaitu nilai data negatif yang terklasifikasi benar.
- FP adalah *False Negative* yaitu nilai data positif yang terklasifikasi salah.
- FN adalah *False Negative* yaitu nilai data negatif yang terklasifikasi salah.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan menggunakan *Google Colab* sebagai alat untuk membuat model klasifikasi jenis rempah – rempah. Klasifikasi dilakukan menggunakan arsitektur *Visual Geometri Group-19 (VGG-19)* menggunakan *transfer learning* dengan epochs 20, 50, 80, 100. menggunakan rasio data 80:20 dengan 1500 data citra yang dibagi menjadi 15 perkelas.

3.1. Membagi Data

Pembagian data train dan data validasi dengan rasio pembagian 80:20, 80% data latih dan 20% data validasi. Data citra akan dibagi secara acak pada setiap kelas dan menghasilkan keluaran hasil pembagian acak, berikut Gambar 6 hasil keluaran dari program pembagian acak.

```

Jumlah Train Merica - 80
Jumlah Train Kediri - 80
Jumlah Train Kuningit - 80
Jumlah Train Jaba - 80
Jumlah Train Ketumbar - 80
Jumlah Train Cabe Jawa - 80
Jumlah Train Kapulaga - 80
Jumlah Train Bungalawang - 80
Jumlah Train Lengkuas - 80
Jumlah Train Kemcur - 80
Jumlah Train Jintan - 80
Jumlah Train Pala - 80
Jumlah Train Kayumanis - 80
Jumlah Train Seruh - 80
Jumlah Train Cengkeh - 80
-----
Jumlah Validation Merica - 10
Jumlah Validation Kediri - 10
Jumlah Validation Kuningit - 10
Jumlah Validation Jaba - 10
Jumlah Validation Ketumbar - 10
Jumlah Validation Cabe Jawa - 10
Jumlah Validation Kapulaga - 10
Jumlah Validation Bungalawang - 10
Jumlah Validation Lengkuas - 10
Jumlah Validation Kemcur - 10
Jumlah Validation Jintan - 10
Jumlah Validation Pala - 10
Jumlah Validation Kayumanis - 10
Jumlah Validation Seruh - 10
Jumlah Validation Cengkeh - 10
-----
Jumlah Test Merica - 10
Jumlah Test Kediri - 10
Jumlah Test Kuningit - 10
Jumlah Test Jaba - 10
Jumlah Test Ketumbar - 10
Jumlah Test Cabe Jawa - 10
Jumlah Test Kapulaga - 10
Jumlah Test Bungalawang - 10
Jumlah Test Lengkuas - 10
Jumlah Test Kemcur - 10
Jumlah Test Jintan - 10
Jumlah Test Pala - 10
Jumlah Test Kayumanis - 10
Jumlah Test Seruh - 10
Jumlah Test Cengkeh - 10

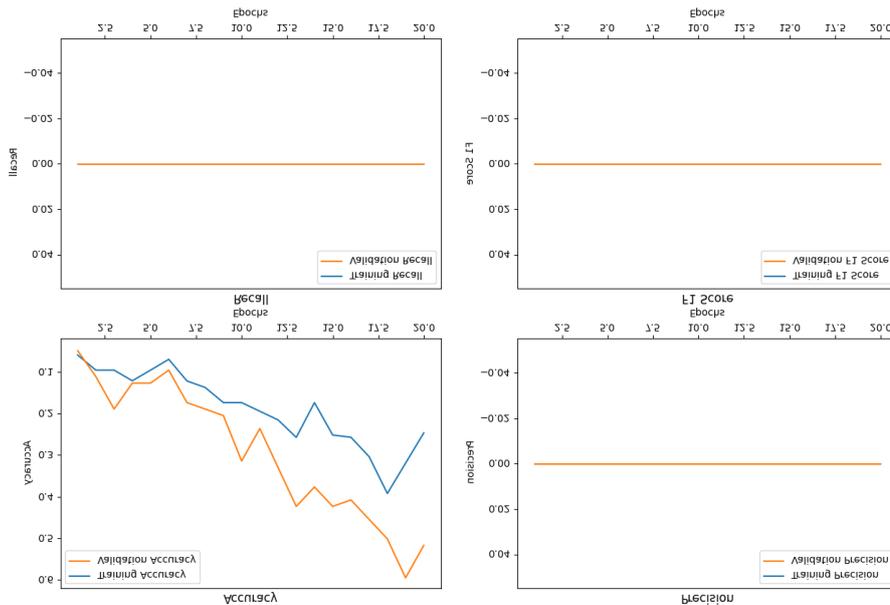
```

Gambar 4 Hasil Pembagian Data Secara Acak

3.2. Evaluasi Model

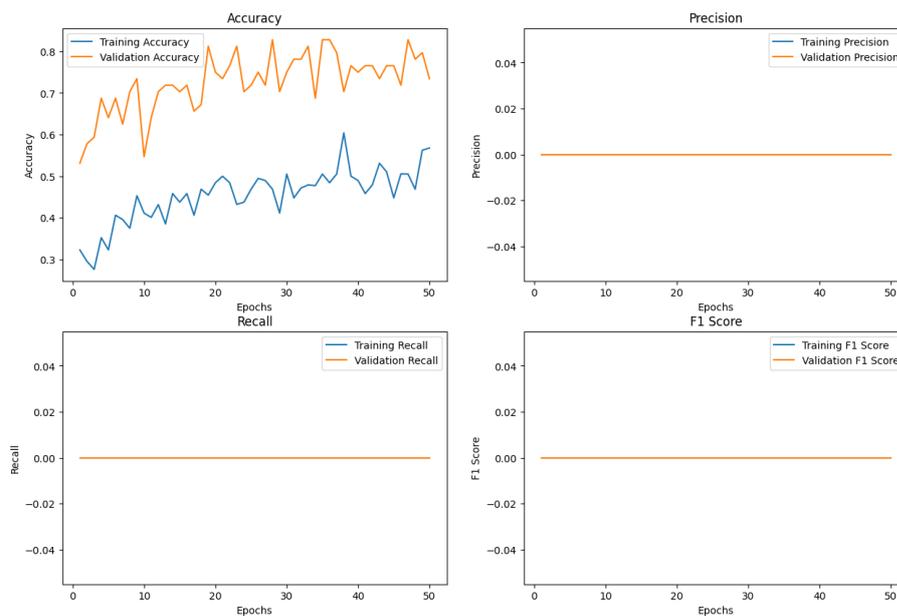
Proses selanjutnya adalah melakukan training pada model ditentukan terlebih dahulu *epochs* yang ingin digunakan. Penelitian terdahulu yang menjadi acuan pada penelitian ini, tidak ada ketentuan yang pasti untuk menentukan berapa *epochs* yang diperlukan karena penentuan *epochs* bisa bervariasi tergantung dengan jumlah data dan arsitektur yang digunakan.

Model *CNN* berubah selama proses pelatihan dan evaluasi terhadap data train dan validasi, sehingga memudahkan untuk mengevaluasi dan memantau kinerja model secara keseluruhan. Hasil akurasi, presisi, *recall*, dan *f1 score* pada model *CNN* dengan rasio 80:20 epoch 20 menggunakan arsitektur *VGG-19* dapat dilihat pada Gambar 4 .



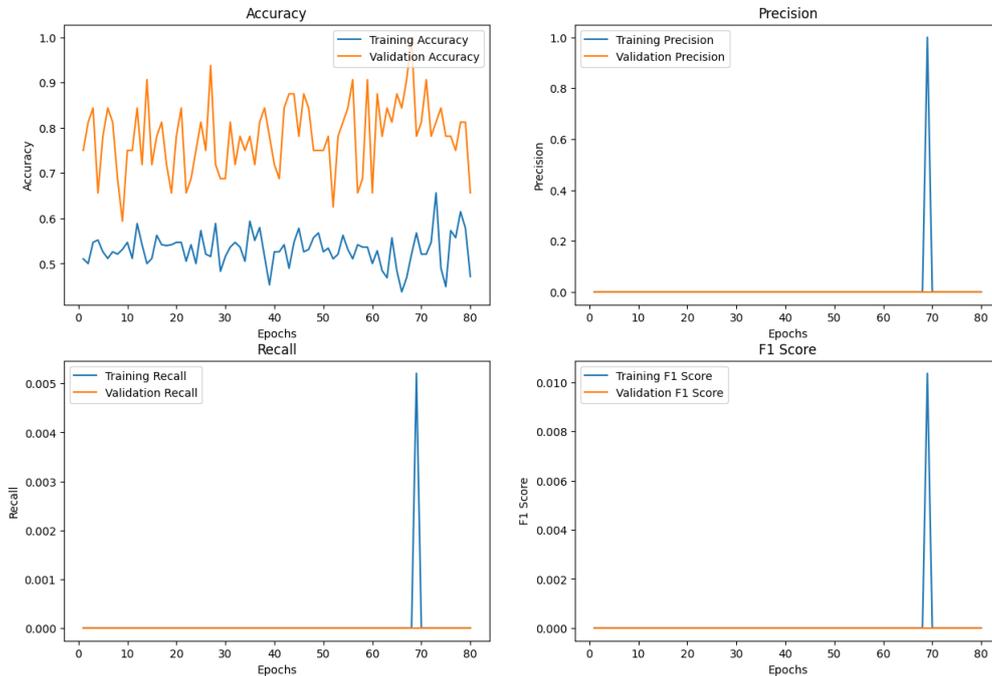
Gambar 5 Plot Hasil Pengujian rasio 80:20 epoch 20

Hasil akurasi, presisi, *recall*, dan *f1 score* pada model *CNN* dengan rasio 80:20 epoch 50 menggunakan arsitektur *VGG-19* dapat dilihat pada Gambar 5.



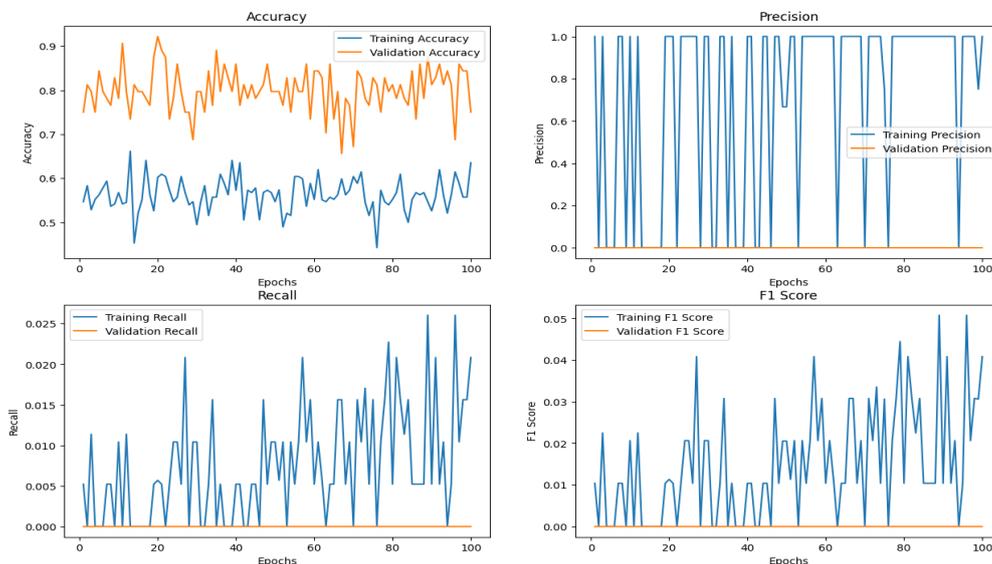
Gambar 6. Plot Hasil Pengujian Dengan Rasio Data 80:20 epoch 50

Berikut hasil akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dengan rasio 80:20 epoch 80 menggunakan arsitektur *VGG-19* dapat dilihat pada Gambar 6.



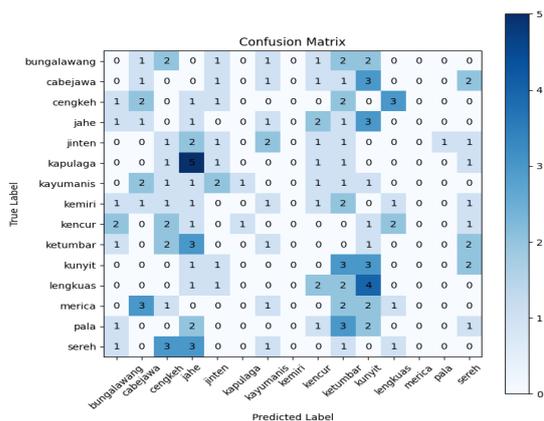
Gambar 7 Plot Hasil Pengujian Dengan Rasio Data 80:20 epoch 80

Berikut hasil akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score* dengan rasio 80:20 epoch 100 menggunakan arsitektur *VGG-19* dapat dilihat pada Gambar 7.

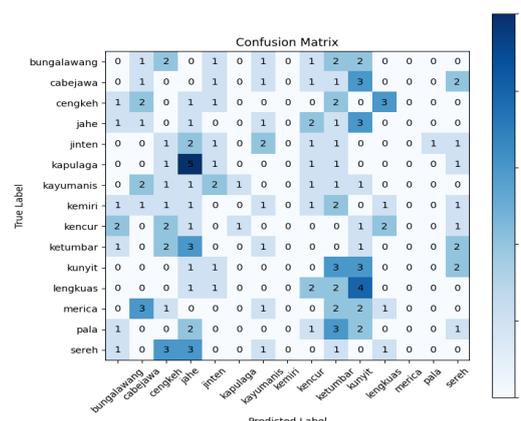


Gambar 8 Plot Hasil Pengujian Dengan Rasio Data 80:20 epoch 100

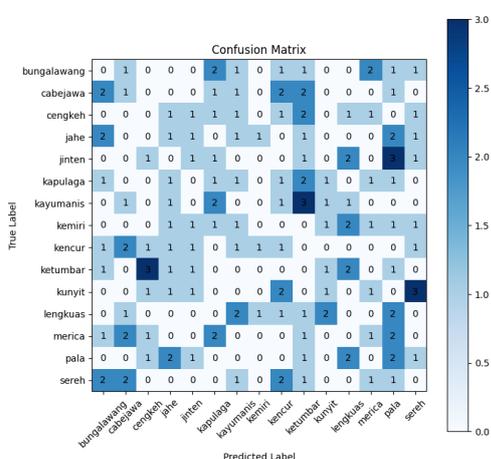
Hasil pengujian pada pelatihan *CNN* model *VGG-19* menghasilkan table *confusion matrix* yang akan digunakan untuk menghitung nilai akurasi, presisi, *recall*, *F1-score* pada pelatihan menggunakan epoch 20, 50, 80, 100. Berikut adalah Gambar *confusion matrix* dengan epoch 20 dapat dilihat pada Gambar 8, 9, 10 dan 11.



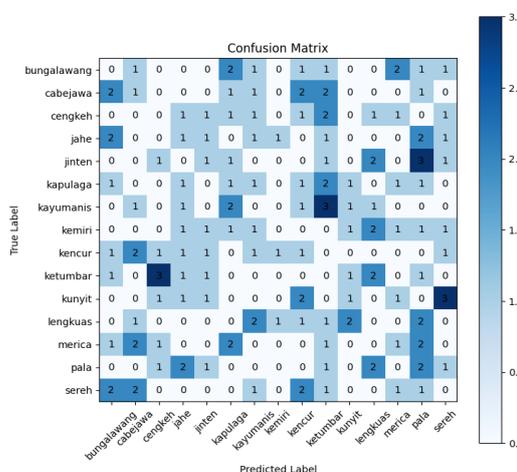
Gambar 9 Confusion Matrix epoch 20



Gambar 10 Confusion Matrix epoch 50



Gambar 11 Confusion Matrix epoch 80



Gambar 12 Confusion Matrix epoch 100

Berikut hasil perhitungan nilai *presentase* akurasi, presisi, recall, dan F1-*score* dengan epoch 20, 80, 90, 100 dapat dilihat pada Table 1 dan Table 2.

Table 1 Hasil klasifikasi Akurasi dan presisi

No.	Epoch	Akurasi			Presisi		
		Validasi	Traning	Testing	Validasi	Traning	Testing
1.	20	86,00%	88,00%	84,00%	4,64%	6,50%	9,23%
2.	50	87,00%	89,00%	87,00%	5,27%	7,2%	9,25%
3.	80	90,00%	87,00%	84,00%	8,33%	6,03%	5,60%
4.	100	86,00%	87,00%	86,00%	2,11%	5,67%	6,10%

Table 2 Hasil klasifikasi Sensitivitas dan F1-*score*

No.	Epoch	Sensitivitas			F1- <i>score</i>		
		Validasi	Traning	Testing	Validasi	Traning	Testing
1.	20	4,64%	6,67%	8,67%	4,64%	6,56%	8,52%
2.	50	7,69%	6,30%	8,67%	6,95%	6,70%	8,97%
3.	80	8,00%	5,62%	5,59%	8,16%	5,35%	2,80%
4.	100	2,67%	5,35%	6,25%	2,33%	5,50%	6,17%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pada penelitian yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, arsitektur VGG19 dengan struktur yang mendalam dan kompleks ini, VGG19 mampu memberikan performa tinggi dalam tugas klasifikasi gambar. Melalui pendekatan *transfer learning*, model VGG19 dapat disesuaikan secara optimal untuk dataset rempah-rempah, menghasilkan model yang unggul dengan akurasi dan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan jenis rempah-rempah, maka didapat kesimpulan bahwa model klasifikasi yang telah dibuat bisa digunakan untuk melakukan klasifikasi 15 jenis rempah-rempah.

Pengamatan hasil pelatihan model melalui iterasi epoch, tergambar Model terkecil yang dihasilkan merupakan model VGG19 dengan epochs 20 yang mempunyai hasil akurasi 86,00%, presisi 4,64%, sensitivitas 4,64%, dan *F1-score* 4,64%. Model terbaik yang dihasilkan merupakan model VGG19 dengan epochs 80 yang mempunyai hasil akurasi 90%, presisi 8,33%, sensitivitas 8,00%, dan *F1-score* 8,16%.

DAFTAR PUSTAKA

- DARMATASIA, D., & SYAFAR, A. M. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Rimpang Secara Virtual. *Jurnal INSTEK (Informatika Sains Dan Teknologi)*, 8(1), 122–131.
- Düntsch, I., & Gediga, G. (2019). Confusion Matrices and Rough Set Data Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 1229(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1229/1/012055>
- Nisa, C., & Candra, F. (2023). Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(1), 78–84. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i1.1018>
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Ariyanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1), 12–21.
- Sudiati, N. (2023). Metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk deteksi jenis rempah-rempah. *Cyber Area*, 3(2), 1–21.
- Wulandari, I., Yasin, H., & Widiharih, T. (2020). Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn). *Jurnal Gaussian*, 9(3), 273–282. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v9i3.27416>
- Z. R. Mair, W. Cholil, E. Yulianti, D. Marcelina, Theresiawati, and I. N. Isnainiyah, "Convolutional Neural Network Analysis on Handwriting Patterns and Its Relationship to Personality: A Systematical Review," in *2023 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Informations System (ICIMCIS)*, Jakarta Selatan, Indonesia, 2023, pp. 308-312, doi: 10.1109/ICIMCIS60089.2023.10348999.
- Z. R. Mair and M. H. Irfani, "Permainan INGBAS (Gunting, Batu, Kertas) Menggunakan Arsitektur *Convolutional Neural Network*," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 1, pp. 4322, Mar. 2023, JATISI.
- Budiman, Q., Mouton, S., Veenhoff, L., & Boersma, A. (2021). ANALISIS PENGENDALIAN MUTU DI BIDANG INDUSTRI MAKANAN (Studi Kasus: UMKM Mochi Kaswari Lampung Kota Sukabumi). *Jurnal Inovasi Penelitian*, 1(0.1101/2021.02.25.432866), 1–15.
- Amrozi, Y., Yulianti, D., Susilo, A., Novianto, N., & Ramadhan, R. (2022). Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 11(3), 394–399. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v11i3.1502>
- Sanjaya, M., & Nurraharjo, E. (2023). Deteksi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Secara Real Time. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 7(1), 22–31. <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jsakti>