



## *Classification of Spice Types Using the Convolutional Neural Network Algorithm*

### **Klasifikasi Jenis Rempah-Rempah Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network**

**Chairun Nisa<sup>1\*</sup>, Feri Candra<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Riau, Indonesia

E-Mail: <sup>1</sup>chairun.nisa4638@student.unri.ac.id, <sup>2</sup>feri.candra@lecturer.unri.ac.id

*Received Sep 10th 2023; Revised Oct 28th 2023; Accepted Dec 15th 2023*  
*Corresponding Author: Chairun Nisa*

#### **Abstract**

*Spices represent a natural wealth in Indonesia that must be preserved. Distinguishing between various types of spices poses a significant challenge for some individuals due to their visual similarities. The processing of packaged spices, minimal direct involvement in their processing, and a lifestyle inclined towards consuming fast food are factors contributing to a lack of knowledge regarding the authentic forms of spices. Despite traditional spice recognition through guidance from books, the internet, or an expert, the limited comprehensive knowledge of each spice's characteristics results in difficulties for the community in identification. To address this issue, a system is required to assist in identifying types of rhizomes, one of which involves employing Convolutional Neural Network methods through image processing technology. This method represents a deep learning technique proven to be effective in classifying types of rhizomes based on their visual features, offering a modern and easily accessible solution for spice recognition. The image dataset is categorized into four classes, with each class comprising 250 images for a total of 1000 images. The network architecture utilized in the model consists of four convolutional layers. Test results demonstrate that the model excels in image classification, achieving the highest test accuracy value of 90%.*

*Keyword: Classification, Convolutional Neural Network, Image Processing, Rhizome, Spices*

#### **Abstrak**

Rempah-rempah merupakan kekayaan alam Indonesia yang harus dilestarikan. Membedakan berbagai jenis rempah khususnya rimpang merupakan tantangan yang cukup besar bagi sebagian orang karena kemiripan visualnya. Pengolahan rempah dalam kemasan, minimnya keterlibatan langsung dalam pengolahannya, serta gaya hidup yang cenderung mengonsumsi makanan cepat saji menjadi faktor penyebab kurangnya pengetahuan mengenai wujud asli rempah. Meskipun terdapat pengenalan rempah secara tradisional dengan petunjuk dari buku, internet, atau seorang ahli, kurangnya pengetahuan luas mengenai karakteristik masing-masing rempah mengakibatkan kesulitan bagi masyarakat dalam mengidentifikasinya. Untuk mengatasi permasalahan tersebut diperlukan suatu sistem yang dapat membantu dalam mengidentifikasi jenis rimpang, salah satunya menggunakan metode Convolutional Neural Network melalui teknologi pengolahan citra. Metode ini merupakan teknik pembelajaran mendalam yang terbukti efektif dalam mengklasifikasikan jenis rimpang berdasarkan fitur visualnya, sehingga menawarkan solusi pengenalan rempah yang modern dan mudah diakses. Dataset citra dikategorikan menjadi empat kelas, dengan masing-masing kelas terdiri dari 250 citra dengan total 1000 citra. Arsitektur jaringan yang digunakan pada model terdiri dari empat lapisan konvolusi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model berhasil dalam melakukan klasifikasi citra dan memperoleh nilai akurasi tes terbaik sebesar 90%.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network, Klasifikasi, Pengolahan Gambar, Rempah, Rimpang

#### **1. PENDAHULUAN**

Indonesia merupakan negara tropis dengan kekayaan alamnya yang melimpah ruah. Satu dari sekian banyak kekayaan alam yang ada di Indonesia adalah rempah-rempah[1]. Rempah di Indonesia sangat beragam sehingga banyak dimanfaatkan dalam berbagai industri[2]. Sejak dahulu rempah dikenal sebagai komoditas unggul bernilai tinggi yang menyebabkannya menjadi incaran bangsa asing terutama bangsa

Eropa[3]. Meskipun rempah, khususnya rimpang mempunyai peran penting dalam sejarah dan kehidupan masyarakat, beberapa jenis rimpang masih sulit dibedakan karena kemiripan bentuknya[4]. Untuk mengidentifikasi rimpang, masyarakat biasanya membandingkan dari gambar pada internet atau buku, serta bantuan ahli sehingga membutuhkan waktu yang cukup lama[5].

Di era modern seperti sekarang ini sangat banyak teknologi yang dapat dimanfaatkan untuk mengatasi persoalan tersebut. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan adalah image processing dengan metode Convolutional Neural Network (CNN)[6][7]. CNN merupakan teknik deep learning yang efektif dalam mengenali dan mengklasifikasikan objek dalam citra[8][9]. Kelebihan CNN antara lain adalah mampu menghasilkan fitur-fitur yang sama dengan data citra yang dimasukkan, mempunyai kemampuan dalam feature learning yang lebih baik daripada metode deep learning yang lain serta dapat melakukan augmentasi data[10].

Kinerja CNN dikatakan baik salah satunya karena bergantung pada besaran sampel pelatihan yang dimiliki. Hal ini akan sangat berkaitan terutama terhadap nilai akurasi jika sampel pelatihan yang dimiliki kurang. Proses pengumpulan sampel pelatihan, terutama untuk data yang kompleks, membutuhkan biaya yang tinggi dan waktu yang lama[11]. Oleh karena itu, penelitian ini juga menerapkan penggunaan augmentasi data sebagai strategi untuk meningkatkan kinerja CNN dengan memperbanyak variasi sampel pelatihan, sekaligus mengatasi keterbatasan sampel pelatihan yang digunakan[12].

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi citra menggunakan metode CNN. Penelitian yang berjudul "Analisis Pengaruh Data Augmentasi Pada Klasifikasi Bumbu Dapur Menggunakan Convolutional Neural Network" oleh Windha Mega Pradnya D dan Agita Putri Kusumaningtyas. Penelitian ini bertujuan membandingkan arsitektur model dengan menggunakan augmentasi data dan tanpa augmentasi data. Dari penelitian ini didapatkan bahwa akurasi dari model tanpa menggunakan augmentasi data sebesar 54% sedangkan model dengan menggunakan augmentasi data memperoleh akurasi sebesar 80%[13].

Penelitian oleh Evan Tanuwijaya dan Angelica Roseanne berjudul "Modifikasi Arsitektur VGG16 untuk Klasifikasi Citra Digital Rempah-Rempah Indonesia" mengklasifikasikan lima jenis rimpang menggunakan metode CNN dengan model VGG16 yang dimodifikasi beberapa layer dan parameternya. Hasil penelitian menunjukkan pada fase training diperoleh akurasi sebesar 81%, nilai recall sebesar 76%, dan nilai precision sebesar 81%. Sedangkan untuk fase validasi mendapatkan akurasi sebesar 85%, nilai recall sebesar 80%, dan nilai precision sebesar 84%. Hasil dari penelitian ini juga membuktikan bahwa model modifikasi VGG16 lebih baik dalam melakukan klasifikasi rempah-rempah dibanding model Alexnet[14].

Pada penelitian lain yang dilakukan oleh Kartika Wisnudhanti dan Feri Candra berjudul "Image Classification of Pandawa Figures Using Convolutional Neural Network on Raspberry Pi 4" menerapkan metode CNN dalam mengklasifikasikan citra wayang dengan struktur model yang dirancang sendiri terdiri dari 3 buah masing-masing convolution layers, pooling layers, dan hidden layers. Penelitian ini membagi dataset dengan 80% data latih dan 20% data uji. Hasil penelitian menunjukkan persentase akurasi sebesar 97,88% pada saat pelatihan dan 96,5% pada saat pengujian[15].

Berdasarkan pembahasan diatas, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem yang mampu membantu pengguna dalam mengidentifikasi jenis rempah, khususnya rimpang, dengan cepat, mudah, dan efisien. Penelitian ini menerapkan penggunaan teknologi image processing yaitu dengan metode Convolutional Neural Network.

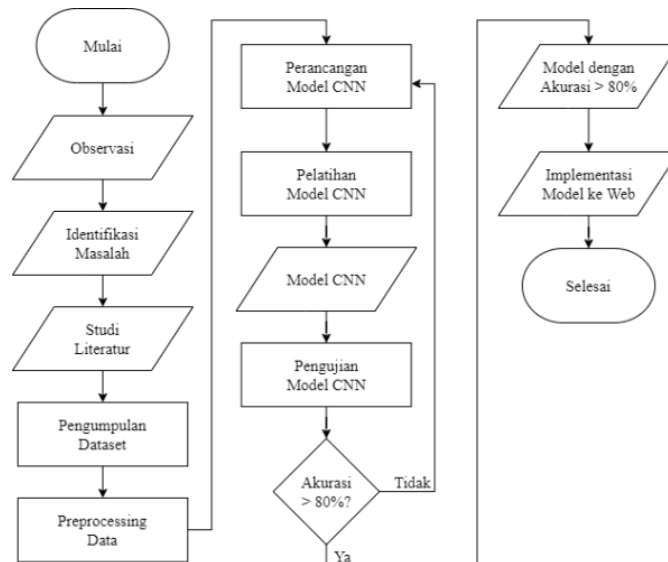
Penelitian ini ditujukan untuk membantu masyarakat dalam mengenali jenis rempah rimpang dengan benar yang dapat diakses dengan mudah melalui sebuah platform berbasis website.

## **2. BAHAN DAN METODE PENELITIAN**

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa proses tahapan dengan tujuan agar mendapatkan sistem yang mampu mengklasifikasi citra rempah rimpang dengan benar.

### **2.1 Tahapan Penelitian**

Penelitian ini dimulai dengan melakukan observasi secara langsung maupun tidak langsung kemudian dilanjutkan dengan identifikasi masalah. Tahapan berikutnya melakukan studi literatur terkait rempah rimpang serta metode CNN yang akan diterapkan. Selanjutnya mengumpulkan dataset citra rimpang untuk kemudian dilakukan preprocessing. Setelah di proses data kemudian dilatih sehingga menghasilkan suatu model yang kemudian diteruskan ke tahap pengujian. Hasil pengujian ditargetkan mencapai akurasi lebih dari 80 %, jika belum memenuhi maka dilakukan pelatihan model kembali sebagaimana terdapat pada gambar 1.







**Gambar 1.** Tahapan Penelitian

## 2.2 Pengumpulan Dataset

Tahap pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui pengambilan data secara langsung dan juga melalui data dari internet. Data yang diambil secara langsung dilakukan dengan pengambilan gambar objek penelitian menggunakan smartphone dengan latar belakang berwarna putih. Sedangkan data melalui internet diperoleh dari mengunduh beberapa data yang tersedia pada pada laman web Kaggle. Pada penelitian ini, objek diklasifikasikan menjadi 4 kelas yang terdiri dari, Jahe, Kencur, Kunyit, dan Lengkuas. Data yang diperoleh dengan pengambilan secara langsung maupun dari internet nantinya akan digabungkan dengan total 1.000 citra rempah. Berikut ini contoh beberapa gambar dataset objek penelitian yang dapat dilihat pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Dataset

Citra	Nama Rempah	Jumlah
	Jahe	250 Citra
	Kencur	250 Citra
	Kunyit	250 Citra
	Lengkuas	250 Citra

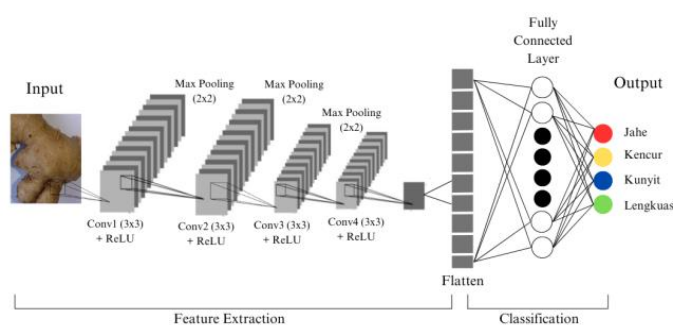
## 2.3 Preprocessing Data

Dataset yang telah dikumpulkan kemudian diteruskan ke tahap preprocessing data. Preprocessing data dilakukan dengan tujuan agar mempermudah model dalam mengolah data dan meningkatkan kualitas data [16]. Pada penelitian ini, selain dilakukan resize citra pada tahap preprocessing juga menggunakan augmentasi data. Augmentasi data diterapkan karena mampu memperluas variasi dataset yang digunakan terutama pada dataset pelatihan yang jumlahnya terbatas [10]. Pada penelitian ini data citra di resize menjadi 224 x 224 pixel dan jenis augmentasi data yang digunakan yaitu Rotation Range, Shear Range, Zoom Range, Width Shift Range, Height Shift Range, Horizontal Flip & Vertical Flip.

## 2.4 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network termasuk salah satu metode dalam deep learning yang merupakan pengembangan dari artificial neural network (ANN). CNN biasanya digunakan untuk pengolahan data berupa gambar[17][18]. CNN memiliki arsitektur jaringan dari puluhan hingga ratusan layer. Kelebihan CNN terdapat pada kemampuannya dalam menghasilkan fitur-fitur yang sesuai dengan citra yang diinputkan, proses komputasi yang cepat dan tidak memakan banyak memori, serta mampu melakukan klasifikasi, segmentasi, recognition, perbaikan citra hingga transfer learning[10].

Pada penelitian ini, model CNN dirancang dengan 4 convolution layer, 4 pooling layer, serta hidden layer. Pada tiap layer konvolusi menggunakan fungsi aktivasi ReLu. Rectified Linear Unit(ReLU) merupakan fungsi aktivasi yang dapat menormalisasikan nilai hasil dari proses convolutional layer. ReLu digunakan untuk menghindari hilangnya gradien serta menambah kecepatan pelatihan[12]. Pada hidden layer terdapat beberapa layer dengan nilai dense yang berbeda. Layer ini juga dikenai dropout untuk mengontrol proses sekaligus mengatasi masalah overfitting dengan nilai dropout yang digunakan sebesar 0,1[10]. Fungsi aktivasi pada layer terakhir menggunakan fungsi aktivasi softmax. Fungsi ini bertujuan untuk mendapatkan probabilitas masing-masing kelas. Hasil probabilitas tertinggi akan menjadi hasil klasifikasi dari prediksi model tersebut[19]. Gambar 2 berikut merupakan arsitektur model CNN yang digunakan pada penelitian.



Gambar 2. Arsitektur CNN

## 2.5 Pelatihan dan Pengujian

Pelatihan model merupakan tahap yang dilakukan setelah arsitektur model selesai dirancang. Dalam pelatihan perlu mengkonfigurasi beberapa parameter sebagai perbandingan. Parameter yang digunakan antara lain batch size dan epoch. Proses pelatihan dilakukan dengan beberapa kali percobaan dengan membandingkan nilai epoch dimulai dari 20, 50, dan 100 juga dengan nilai batch size yang berbeda. Selain itu, terdapat parameter optimizer yang pada penelitian ini menggunakan Adam. Adam merupakan algoritma yang diperkenalkan oleh Diederik P. Kingma tahun 2015. Adaptive moment estimation (Adam) merupakan algoritma pengoptimalan sebagai pengganti dari prosedur stochastic gradient descent (SGD) klasik yang bertujuan dalam memperbarui bobot pada suatu jaringan secara iteratif berdasarkan data pelatihan. Selain itu, adam merupakan algoritma populer yang digunakan dalam bidang deep learning karena mampu menghasilkan hasil dengan sangat baik[19]. Penelitian ini juga menggunakan Categorical Cross Entropy sebagai parameter fungsi loss dikarenakan dapat melakukan klasifikasi untuk multiclass[20].

Setelah mendapatkan model dari hasil training data, selanjutnya dilakukan testing atau pengujian. Model diuji untuk mengetahui nilai akurasi akhir dan ketepatan prediksi model dalam mengklasifikasikan citra. Dalam pengujian penggunaan confusion matrix sangat diperlukan. Confusion matrix merupakan matriks yang menunjukkan jumlah data testing yang diprediksi model untuk setiap label. Dari matriks tersebut tidak hanya terlihat seberapa banyak prediksi yang benar, tetapi juga seberapa banyak model memprediksi yang salah[21].

## 2.6 Implementasi Website

Proses pengklasifikasian citra rempah menggunakan model CNN ini diimplementasikan dalam sebuah website sederhana yang bertujuan untuk memudahkan user berinteraksi dengan sistem nantinya.

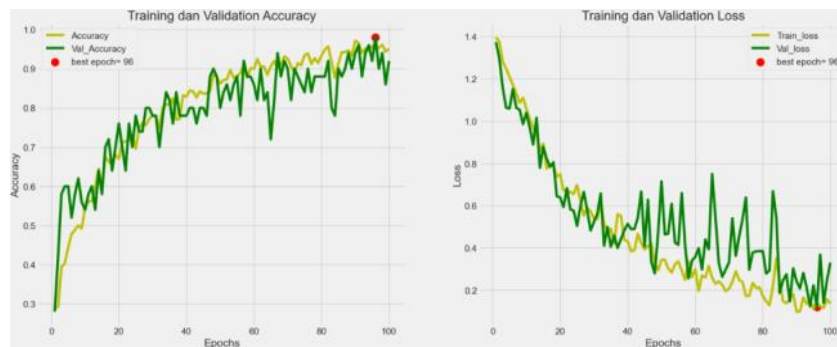
## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan pada sistem klasifikasi jenis rempah-rempah menggunakan metode Convolutional Neural Network, didapatkan nilai akurasi tes terbaik sebesar 90% pada model pelatihan ke-3, dengan pembagian data sejumlah 900 data training, 50 data validation, dan 50 data testing.

**Tabel 2.** Percobaan Klasifikasi Model CNN

Pelatihan	Epoch	Batch Size	Akurasi	
			Train	Val
1	100	8	0.8567	0.9400
2	100	10	0.8289	0.8800
3	100	25	0.9500	0.9800
4	100	32	0.8511	0.9200
5	100	64	0.8467	0.8400

Dari hasil pelatihan pada tabel diatas, terlihat secara keseluruhan model sudah mencapai target akurasi bahkan lebih. Namun, diantara 5 percobaan tersebut, percobaan ke-3 dianggap paling baik. Grafik hasil pelatihan 3 dapat dilihat pada gambar 3.

**Gambar 3.** Grafik Pelatihan 3

Terlihat pada grafik akurasi terjadi kenaikan yang cukup stabil. Antara validasi akurasi dan train akurasi memiliki jarak yang tidak terlalu jauh. Akurasi terbaik diperoleh pada epoch 96 untuk validasi akurasi sebesar 0.9800. Train akurasi terbaik sebesar 0.9711 pada epoch 90. Akurasi pada epoch terakhir untuk validasi loss adalah 0.3303 sedangkan train loss 0.1366.

Setelah menguji 50 citra rimpang, selanjutnya dilakukan penghitungan penilaian klasifikasi menggunakan confusion matrix seperti pada gambar dibawah ini. Penggunaan Confusion matrix bertujuan untuk mengukur hasil prediksi model baik yang benar maupun prediksi yang salah. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 4.

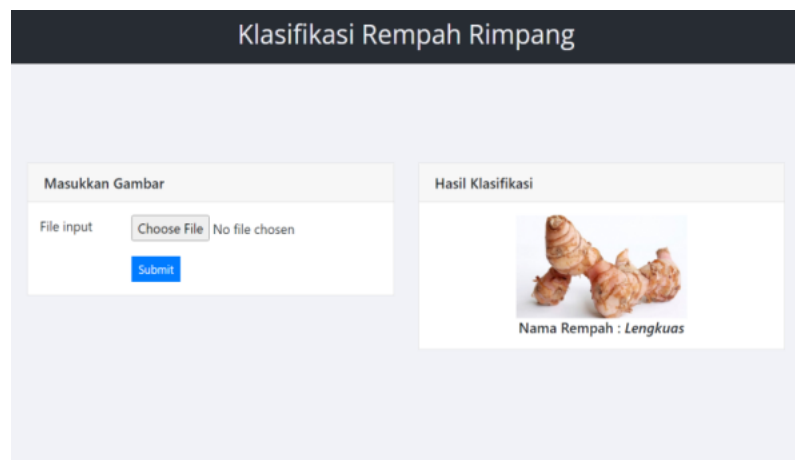
		Confusion Matrix			
Actual	Jahe	9	2	0	0
	Kencur	0	13	0	0
	Kunyit	1	1	11	0
	Lengkuas	0	1	0	12
		Jahe	Kencur	Kunyit	Lengkuas
		Predicted			

**Gambar 4.** Confusion Matrix

Pengujian dengan confusion matrix menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan rempah rimpang sesuai kelasnya masing-masing. Model berhasil mengenali jahe sebanyak 9 data, kencur sebanyak 13 data, kunyit sebanyak 11 data, dan lengkuas sebanyak 12 data. Persentase keberhasilan model dalam memprediksi masing-masing rempah adalah 86% untuk jahe, 87% untuk kencur, 92% untuk kunyit, dan 96% untuk lengkuas. Akurasi tes yang diperoleh dari rata-rata seluruh data testing sebesar 90%. Sehingga

dapat disimpulkan bahwa model pelatihan ke-3 adalah model terbaik untuk melakukan klasifikasi citra rempah pada penelitian ini.

Setelah mendapatkan model terbaik, langkah terakhir agar model dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi citra rimpang adalah dengan mengimplementasikannya. Pada penelitian ini, model diimplementasikan pada sebuah website sederhana. Tampilan website dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Website

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan maka dapat ditarik kesimpulan bahwa hasil akurasi terbaik diperoleh pada pelatihan ke-3 percobaan kedua dengan nilai *epoch* 100 dan 25 *batch size* berhasil memperoleh akurasi 95% pada tahap pelatihan dan 98% pada tahap validasi. Selain itu, hasil pengujian dengan data uji menunjukkan nilai akurasi sebesar 90%. Dalam penelitian ini, peningkatan jumlah dataset dan pengaturan parameter *epoch* memiliki pengaruh yang signifikan terhadap hasil pelatihan. Diharapkan kedepannya penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi klasifikasi citra berbasis metode CNN dengan variasi citra rempah yang lebih beragam. Saran terhadap penelitian selanjutnya agar dapat memperbanyak variasi dataset yang digunakan serta lebih beragam sehingga dapat menghasilkan hasil yang lebih baik dan pengetahuan akan rempah semakin meningkat. Selain itu penggunaan metode lain sebaiknya dilakukan sebagai perbandingan dalam mengklasifikasi rempah serta dapat mengembangkan pengimplementasiannya.

#### REFERENSI

- [1] I. Wulandari, H. Yasin, T. Widiari, D. Statistika, and U. Diponegoro, "Klasifikasi citra digital bumbu dan rempah dengan algoritma convolutional neural network (cnn) 1,2,3," vol. 9, pp. 273–282, 2020.
- [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] L. Hakim, *Rempah & Herba Kebun-Pekarangan Rumah Masyarakat*, I., no. 164. Diandra Creative, 2015.
- [4] M. Mayasari, D. Iskandar Mulyana, M. Betty Yel, and S. Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika Jl Raden, "Komparasi Klasifikasi Jenis Tanaman Rimpang Menggunakan Principal Component Analysis, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor Dan Decision Tree," *J. Tek. Inform. Kaputama*, vol. 6, no. 2, 2022.
- [5] K. H. Indrani, D. C. Khrisne, and I. M. A. Suyadnya, "Android Based Application for Rhizome Medicinal Plant Recognition Using SqueezeNet," *J. Electr. Electron. Informatics*, vol. 4, no. 1, p. 10, 2020, doi: 10.24843/jeei.2020.v04.i01.p02.
- [6] N. Fadlia and R. Kosasih, "Klasifikasi Jenis Kendaraan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 24, no. 3, pp. 207–215, 2019, doi: 10.35760/tr.2019.v24i3.2397.
- [7] S. Y. Riska and L. Farokhah, "Klasifikasi Bumbu Dapur Indonesia Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors (K-NN)," *Smatika J.*, vol. 11, no. 01, pp. 37–42, 2021, doi: 10.32664/smatika.v11i01.568.
- [8] I. W. Prastika, E. Zuliarso, J. T. Lomba, J. No, and S. 50241, "Deteksi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Tensorflow Dengan Metode Convolutional Neural Network," *J. Manaj. Inform. Sist. Informasi*, vol. 4, no. 2, pp. 84–91, 2021, [Online]. Available: <http://e->

- journal.stmiklombok.ac.id/index.php/misi.
- [9] M. A. Hidayat, N. L. Husni, and F. Damsi, "Pendeteksi Banjir Dengan Image Processing Berbasis Convolutional Neural Network (CNN) pada Kamera Pengawas," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 10–18, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i2.382.
  - [10] W. Setiawan, *Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network: Teori dan Aplikasi*, I. 2020.
  - [11] S. F. Tumewu, D. H. Setiabud, and I. Sugiarto, "Klasifikasi Motif Batik menggunakan Metode Deep Convolutional Neural Network dengan Data Augmentation," *J. Infra*, vol. 8, no. 2, pp. 189–194, 2020.
  - [12] J. Sanjaya and M. Ayub, "Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 311–323, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2688.
  - [13] W. D. Mega Pradnya and A. Putri Kusumaningtyas, "Analisis Pengaruh Data Augmentasi Pada Klasifikasi Bumbu Dapur Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 4, pp. 2022–2031, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4201.
  - [14] E. Tanuwijaya and A. Roseanne, "Modifikasi Arsitektur VGG16 untuk Klasifikasi Citra Digital Rempah- Rempah Indonesia Classification of Indonesian Spices Digital Image using Modified VGG 16 Architecture," vol. 21, no. 1, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.xxx.
  - [15] K. Wisnudhanti and F. Candra, "Image Classification of Pandawa Figures Using Convolutional Neural Network on Raspberry Pi 4," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1655, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1655/1/012103.
  - [16] R. Prabowo, Y. Heningtyas, machudor Yusman, M. Iqbal, and O. D. E. Wulansari, "Klasifikasi Image Tumbuhan Obat (Keji Beling) Menggunakan Artificial Neural Network," *J. Komputasi*, vol. 9, no. 2541–0350, pp. 88–92, 2021, doi: 10.23960/komputasi.v9i2.2868.
  - [17] M. F. Nazil, A. B. Firmansyah, and R. Purbaningtyas, "Klasifikasi Keparahan Demensia Alzheimer Menggunakan Metode Convolutional Neural Network pada Citra MRI Otak," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.200.
  - [18] G. W. Intyanto, "Klasifikasi Citra Bunga dengan Menggunakan Deep Learning: CNN (Convolution Neural Network)," *J. Arus Elektro Indones.*, vol. 7, no. 3, p. 80, 2021, doi: 10.19184/jaei.v7i3.28141.
  - [19] O. Nurima Putri, "Implementasi Metode Cnn Dalam Klasifikasi Gambar Jamur Pada Analisis Image Processing," Universitas Islam Indonesia, 2020.
  - [20] M. F. Naufal and S. F. Kusuma, "Pendeteksi Citra Masker Wajah Menggunakan CNN dan Transfer Learning," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 6, p. 1293, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021865201.
  - [21] A. Géron and R. Russell, "Machine learning step-by-step guide to implement machine learning algorithms with Python," *O'Reilly Media, Inc.*, p. 106, 2019.