

Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Jenis Beras Berdasarkan Citra Digital

Robi Ardiansyah¹, Enny Itje Sela²

robiardian1987@gmail.com, ennysela@uty.ac.id

Universitas Teknologi Yogyakarta

Informasi Artikel

Diterima : 12 Nov 2023

Direview : 18 Nov 2023

Disetujui : 30 Des 2023

Kata Kunci

Identifikasi beras,
pengolahan citra digital,
CNN, kecerdasan buatan.

Abstrak

Beras memegang peran utama sebagai kebutuhan pokok bagi mayoritas penduduk Indonesia, dan setiap varietasnya memiliki perbedaan dalam ciri bentuk dan tekstur. Keanekaragaman jenis beras di Indonesia membuatnya semakin sulit dibedakan hanya dengan menggunakan penglihatan manusia karena setiap jenis memiliki ciri bentuk dan tekstur yang relatif berbeda. Tujuan dari penelitian untuk mengidentifikasi jenis-jenis beras melalui pemanfaatan pengolahan citra digital. Sebanyak 200 citra digunakan dalam penelitian ini, dan melalui teknik augmentasi citra, jumlah data diperluas menjadi 1200 citra. Metode pelatihan yang diterapkan adalah CNN (*Convolutional Neural Network*) dengan memanfaatkan nilai bentuk dan tekstur citra. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi testing tertinggi menggunakan metode CNN mencapai 98,06%.

Keywords

Identification of rice, digital image processing, CNN, artificial intelligence.

Abstract

*Rice plays a major role as a basic necessity for the majority of Indonesians, and each variety has different characteristics in shape and texture. The diversity of rice in Indonesia makes it increasingly difficult to distinguish only by using human vision because each type has relatively different shape and texture characteristics. The purpose of the research is to identify the varieties of rice through the use of digital image processing. A total of 200 images were used in this study, and through image augmentation techniques, the amount of data was expanded to 1200 images. The training method applied is CNN (*Convolutional Neural Network*) using the values of shape and texture of the image. The test results showed the highest accuracy rate of testing using the CNN method at 98.06%.*

A. Pendahuluan

Kebutuhan pangan memiliki peranan krusial dalam kehidupan manusia, dan salah satu unsur penting dari kebutuhan pangan adalah beras. Di Indonesia, beras menduduki posisi utama sebagai pilihan konsumsi. Data penggunaan beras pada tahun 2019 mencapai 20.685.619 ton, setara dengan 77,5 kg setiap orang per tahun[1]. Hal ini mencerminkan bahwa beras tetap menjadi komoditas yang tak tergantikan oleh jenis lainnya. Sebagai bahan pokok makanan, beras senantiasa hadir dalam menu sehari-hari masyarakat Indonesia, mengandung kalori dan protein utama yang sangat diperlukan untuk pertumbuhan tubuh serta sebagai sumber energi terbesar.

Pemilihan beras dapat disesuaikan dengan variasi jenisnya. Terdapat berbagai jenis beras, termasuk beras jasmine, merah, basmathi, putih, coklat, ketan, dan sebagainya. Di antara jenis-jenis tersebut, beras putih menjadi favorit utama masyarakat. Klasifikasi jenis beras dapat dilakukan berdasarkan beberapa faktor, seperti warna, bentuk, tekstur, ukuran, dan lainnya. Hal ini menjadi esensial karena setiap jenis beras memiliki profil nutrisi yang berbeda. Identifikasi jenis beras dilakukan dengan mempertimbangkan ciri bentuk, ukuran dan warna beras. Penelitian ini difokuskan pada empat varietas beras, yakni beras c4, beras ketan, beras merah, dan beras naga.

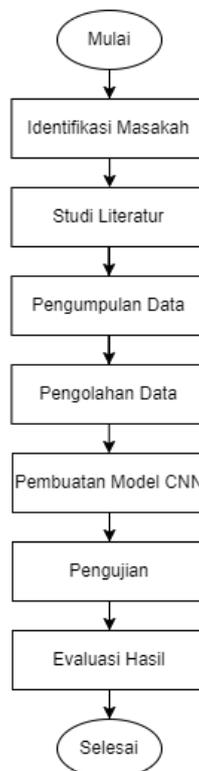
Pengelasan jenis beras dapat dilakukan secara manual, dengan memanfaatkan visual dari mata manusia. Akan tetapi, metode ini dapat menghasilkan klasifikasi yang kurang akurat karena terbatas oleh keterbatasan waktu manusia. Masalah lainnya muncul akibat potensi kesalahan yang timbul karena kelalaian, kelelahan mata, dan faktor-faktor lainnya[2]. Dengan keragaman jenis beras yang ada, masyarakat juga menghadapi beberapa permasalahan, seperti kesulitan mengidentifikasi berbagai jenis beras. Tantangan ini muncul karena terdapat kemiripan antara variasi-variasi beras di Indonesia, baik dalam bentuk maupun warna. Maka, perlu adanya suatu sistem yang memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi jenis beras secara visual dengan mampu berfikir mirip manusia. Pengolahan citra digital dapat mempercepat dan meningkatkan akurasi identifikasi jenis beras[3]. Solusi ini dapat direalisasikan melalui penggabungan kecerdasan buatan dengan pengolahan citra digital. Selain melalui metode manual, klasifikasi jenis beras juga dapat dilakukan dengan memanfaatkan teknologi, terutama melalui pengolahan citra digital. Diharapkan bahwa teknologi ini mampu mengatasi kelemahan yang telah diuraikan sebelumnya dalam metode manual.

Proses pengenalan menggunakan teknologi pengolahan citra digital memiliki kapasitas untuk mengidentifikasi jenis beras berdasarkan ciri-ciri warna dan bentuknya. Meskipun demikian, banyak proses pengenalan beras yang masih menggunakan metode manual dengan keterlibatan visual dari mata manusia. Dalam penelitian ini, penulis bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi jenis beras berdasarkan atribut fisik, khususnya warna dan bentuk, dengan menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode CNN merupakan salah satu metode kecerdasan buatan yang diaplikasikan secara khusus untuk data berupa citra atau visual. Dalam penelitian ini, CNN digunakan untuk memisahkan dan mengklasifikasikan sebaran warna jenis beras dengan

memanfaatkan model RGB (*Red, Green, Blue*) dan untuk mengidentifikasi bentuk butir beras dengan memperhitungkan luas area.

B. Metode Penelitian

Langkah awal dalam penelitian ini dimulai dengan mengidentifikasi masalah, yaitu menganalisis permasalahan yang muncul dalam kehidupan sehari-hari. Kemudian studi literatur dengan membaca artikel dan jurnal yang terkait dengan masalah sebelumnya. Setelah itu adalah tahap pengumpulan data yang bersumber dari pasar tradisional. Tahap berikutnya adalah mengolah data tersebut atau melakukan *preprocessing* pada data citra beras. Kemudian merancang sistem atau model berbasis *Convolutional Neural Network*. Langkah selanjutnya dengan melakukan pengujian terhadap sistem yang telah dibuat. Terakhir adalah mengevaluasi hasil dari model yang telah dibangun. Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan Data

Data yang dipergunakan dalam penelitian ini merupakan sekumpulan citra beras. Data dalam bentuk citra atau gambar yang diambil dengan kamera *smartphone*. Dataset dalam penelitian ini terdiri dari 200 citra atau gambar. dari 4 jenis beras yaitu beras c4, ketan, merah, dan beras naga. dataset ini dikategorikan berdasarkan bentuk dan warna beras. Dataset dalam penelitian ini menjadi 1200 citra setelah proses augmentasi dengan 300 data citra setiap jenisnya. Pelabelan data dilakukan dengan cara manual sesuai dengan subfolder dimana citra berada.

Contoh sampel informasi mengenai citra-citra beras dapat ditemukan pada Gambar 2.



Gambar 2. Dataset Citra Beras

2. Pengolahan Data

Tahapan setelah data terkumpul adalah pengolahan data atau *preprocessing* dengan melakukan *grayscale* dan augmentasi pada data citra. Proses *preprocessing* data bertujuan untuk meningkatkan akurasi model.

a) Grayscale

Citra *grayscale* mengacu pada gambar digital yang hanya memiliki satu saluran warna, yaitu keabuan. Terdapat berbagai metode yang dapat diterapkan untuk mengkonversi citra berwarna menjadi citra *grayscale*, salah satunya adalah metode *Average Method* serta *Weighted Method*[4]. Proses mengubah citra berwarna menjadi citra *grayscale* dengan menggunakan metode rerata mengikuti rumus yang terdapat pada persamaan (1). Meskipun demikian, metode rerata dianggap kurang sesuai dengan cara mata manusia melihat citra, sehingga diperlukan penyesuaian bobot untuk masing-masing warna[5]. Maka dari itu, dirancang suatu metode yang disebut *Weighted Method*, yang memberikan penekanan khusus pada komponen warna hijau karena mata manusia memiliki sensitivitas yang lebih tinggi terhadap warna hijau. Rumus yang digunakan untuk *Weighted Method* tertera pada persamaan ((2).

$$g = \frac{1}{3} (R + G + B) \quad (1)$$

$$g = 0,299R + 0,587G + 0,114B \quad (2)$$

b) Augmentasi

Langkah augmentasi data merupakan salah satu strategi yang dapat meningkatkan tingkat akurasi dengan cara memperbanyak jumlah dataset. Peningkatan akurasi ini terjadi karena model *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mengenali objek lebih efektif dari berbagai kondisi yang mungkin muncul dalam citra tersebut [6]. Dalam penelitian ini, jenis augmentasi data yang diterapkan melibatkan translasi, peningkatan atau penurunan kecerahan, dan rotasi. Translasi atau pergeseran merupakan suatu operasi transformasi citra yang bertujuan menggeser citra baik pada sumbu x maupun y, dan fungsinya dapat ditemukan dalam rumus (3). *Brightness* atau kecerahan adalah operasi yang melibatkan penambahan

atau pengurangan nilai konstan dari setiap piksel, dengan rumus fungsinya dapat dilihat pada ((4). Sementara itu, rotasi merupakan operasi transformasi pada citra untuk memutar citra pada suatu sudut derajat tertentu, dan fungsinya dapat dilihat pada rumus ((5).

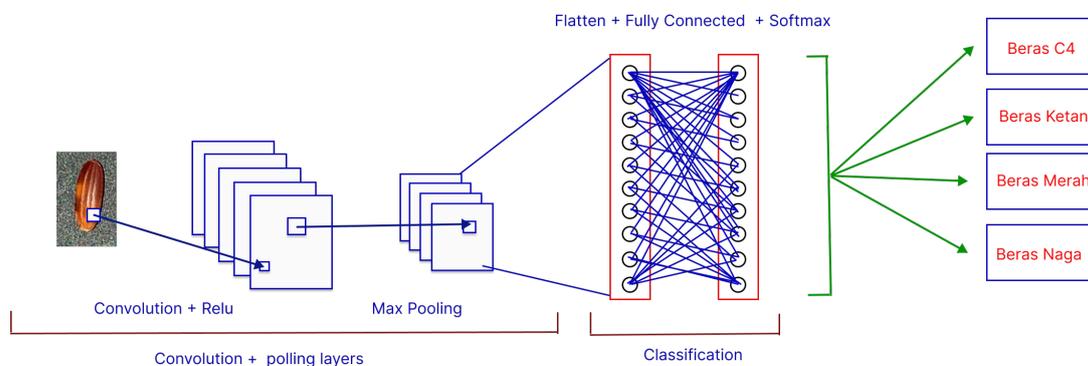
$$\begin{cases} x' = x + m \\ y' = y + n \end{cases} \quad (3)$$

$$f(x, y)' = f(x, y) + b \quad (4)$$

$$\begin{cases} x' = x \cos(\theta) - y \sin(\theta) \\ y' = x \sin(\theta) + y \cos(\theta) \end{cases} \quad (5)$$

3. Pembuatan model

Convolutional Neural Network merupakan evolusi dari *multilayer perceptron* (MLP) yang diciptakan secara spesifik untuk mengolah data berdimensi dua, terutama citra. Walaupun dalam prinsipnya klasifikasi citra dapat dilakukan dengan menggunakan *multilayer perceptron* (MLP), metode ini tidak sepenuhnya cocok karena kurang mampu mengolah informasi spasial dari citra. MLP memperlakukan setiap piksel sebagai fitur yang independen, sehingga hasil klasifikasinya kurang optimal. Dari segi teknis, *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan suatu arsitektur yang dapat di latih dan terdiri dari beberapa tahap antara lain, lapisan ekstraksi fitur dan lapisan *fully connected*. Ilustrasi arsitektur CNN dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur *Convolutional Neural Network*

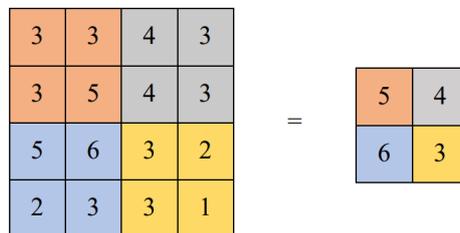
a) *Convolutional Layer*

Layar konvolusi merupakan komponen pertama yang ditempatkan di atas citra input dan bertujuan untuk mengekstrak fitur dari citra tersebut [8]. Konvolusi merujuk pada suatu konsep matematis di mana sebuah fungsi diterapkan secara berulang pada output dari fungsi lainnya. Operasi konvolusi secara spesifik merujuk pada operasi yang diterapkan pada dua fungsi argumen bernilai nyata, dengan hasil operasi berupa peta fitur dari citra input. Lapisan konvolusi terdiri dari sejumlah *neuron* yang diatur membentuk suatu filter dengan dimensi panjang dan tinggi dalam piksel. Fungsi dari lapisan konvolusi dapat dijabarkan melalui rumus (6).

$$h(x) = f(x) * g(x) = \sum f(a)g(x - a) \quad (6)$$

b) Pooling Layer

Pooling layer adalah lapisan yang berfungsi untuk melakukan operasi statistik berdasarkan nilai piksel tetangganya. Lapisan ini ditambahkan antara dua lapisan konvolusi untuk mengurangi dimensi input dan dengan demikian mengurangi kompleksitas komputasi [8]. Langkah-langkahnya serupa dengan lapisan konvolusi, di mana jendela digerakkan secara iteratif melintasi semua permukaan citra. Akan tetapi pada lapisan *pooling*, jendela berfungsi sebagai panduan untuk memilih nilai maksimum di suatu wilayah tertentu [9]. Umumnya, *layer pooling* memakai filter berukuran 2x2 dan beroperasi untuk setiap irisan input. Gambaran operasi *layer pooling* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Pooling layer

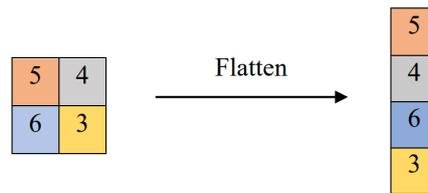
c) Activation Function

Activation function adalah sebuah komponen kunci dalam jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk mengintegrasikan informasi yang diteruskan oleh *neuron* dalam jaringan. *Rectified Linear Unit (ReLU)* merupakan aktivasi yang digunakan pada penelitian ini. Fungsi aktivasi ini menerapkan operasi ambang batas pada setiap nilai input, dimana nilai yang kurang dari nol diatur menjadi nol, sementara nilai input yang lebih besar atau sama dengan nol tetap digunakan sebagai fungsi identitas linear [10]. Adapun fungsi aktivasi ReLU dapat dilihat pada rumus ((7)).

$$f(x) = \max(0, x) \quad (7)$$

d) Flatten

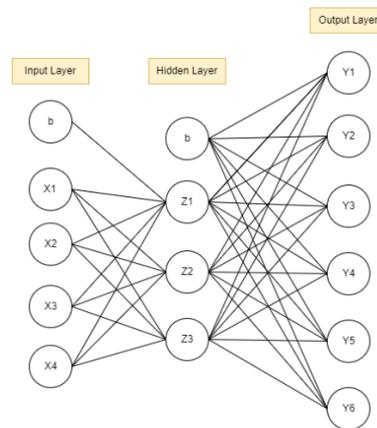
Flatten merupakan *layer* yang digunakan untuk mengubah dimensi data dari matriks menjadi vektor satu dimensi. Cara kerja *layer flatten* adalah dengan mengambil seluruh elemen dalam matriks dan mengatur semuanya dalam satu vektor, dengan mengabaikan struktur spasial. Matriks dengan dimensi (tinggi, lebar, *channel*), maka *layer flatten* akan mengubahnya menjadi vektor satu dimensi dengan panjang (tinggi x lebar x *channel*). Contoh operasi *flatten* pada Gambar 5.



Gambar 5. Flatten Layer

e) *Fully Connected Layer*

Fully Connected Layer adalah lapisan dalam jaringan saraf tiruan (*neural network*) di mana setiap *neuron* terhubung dengan setiap *neuron* dalam lapisan sebelumnya. Fungsi dari lapisan ini adalah untuk mentransformasi dimensi data sehingga dapat diidentifikasi secara linear. *Fully Connected Layer* mencakup beberapa komponen, seperti *hidden layer*, *loss function*, *output layer* dan *activation function*[11]. Ilustrasi lapisan ini dapat dilihat dalam contoh pada Gambar 6.



Gambar 6. Fully connected layer

f) *Softmax*

Softmax merupakan fungsi bekerja dengan menghitung eksponensial dari setiap elemen vektor z , yang secara efektif memberikan bobot lebih besar kepada elemen-elemen yang memiliki nilai lebih tinggi dan menekan elemen-elemen dengan nilai yang lebih rendah. Hasil eksponensial ini dinormalisasi dengan menjumlahkannya secara keseluruhan, sehingga setiap elemen probabilitas adalah persentase kontribusi relatif terhadap keseluruhan distribusi. Hasil akhir dari fungsi *softmax* adalah distribusi probabilitas yang dapat digunakan untuk memprediksi kelas target dalam tugas klasifikasi multikelas. Kelas dengan probabilitas tertinggi adalah kelas yang diprediksi oleh jaringan. Adapun fungsi *softmax* dapat dilihat pada rumus ((8)).

$$p(y) = j|\theta^{(i)} = \frac{e^{\theta^{(i)}}}{\sum_{j=0}^k e^{\theta_k^{(i)}}} \quad (8)$$

4. Evaluasi

Pada tahap evaluasi, analisis hasil klasifikasi jenis beras menggunakan *Convolutional Neural Network* dilakukan dengan memanfaatkan matriks kinerja yang relevan untuk mendapatkan pemahaman tentang nilai akurasi. Akurasi

merujuk pada sejauh mana informasi yang diinginkan oleh pengguna sesuai dengan respons yang diberikan oleh sistem [12]. Beberapa matriks evaluasi digunakan untuk mengukur kinerja sistem, termasuk nilai *precision*, akurasi, *recall*, dan nilai *f1-score*. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai dan mengukur kinerja dari model yang telah dikembangkan. Penting untuk dicatat bahwa setelah arsitektur model ditentukan, penggunaan *hyperparameter* yang berbeda selama pelatihan dapat menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda [13].

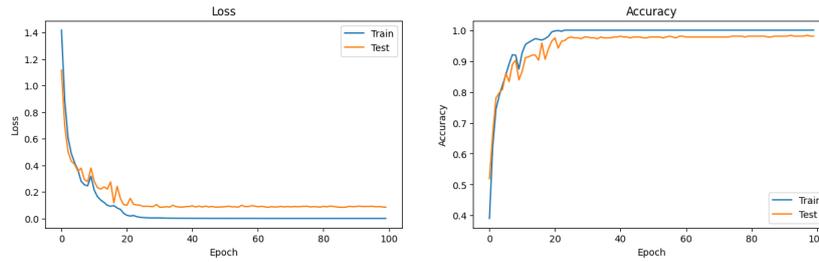
C. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini dalam mengetahui pengaruh jumlah data, jumlah *layer*, dan jumlah *epoch* terhadap akurasi, peneliti melakukan beberapa percobaan dengan parameter yang berbeda-beda. Peneliti menggunakan perbandingan data *training* dan data *testing*, dengan 80% data untuk pelatihan dan 20% untuk validasi, 70% data untuk pelatihan dan 30% untuk validasi, serta 60% data untuk pelatihan dan 40% untuk validasi. Jumlah *layer* yang digunakan adalah 2, 3, dan 4 *layer* yang terdiri dari *convolution layer* dan *maxpooling layer*. Selain itu, jumlah *epoch* yang dijadikan perbandingan adalah 50 dan 100 untuk mengetahui pengaruhnya terhadap akurasi Tabel 1. Perbandingan hasil eksperimen parameter CNN menunjukkan hasil perbandingan penelitian.

Tabel 1. Hasil eksperimen parameter CNN

Rasio data (Train & Test)	Jumlah layer konvolusi	Jumlah epoch	Akurasi Training	Akurasi Testing
80 %, 20 %	2	50	1.000	0,9708
80 %, 20 %	3	100	1.000	0,9385
80 %, 20 %	3	50	1.000	0,9708
80 %, 20 %	4	100	1.000	0,9625
80 %, 20 %	4	50	1.000	0,9667
70 %, 30 %	2	100	1.000	0,9806
70 %, 30 %	3	50	1.000	0,9472
70 %, 30 %	3	100	1.000	0,9611
70 %, 30 %	4	50	1.000	0,9556
70 %, 30 %	4	100	1.000	0,9667
60 %, 40 %	2	50	1.000	0,9438
60 %, 40 %	3	100	1.000	0,9729
60 %, 40 %	3	50	1.000	0,9583
60 %, 40 %	4	100	1.000	0,9458
60 %, 40 %	4	50	0,9986	0,9396

Pada Tabel 1 terlihat bahwa model CNN dapat efektif dalam mengenali jenis beras. Hasil eksperimen menunjukkan tingkat akurasi tertinggi, yaitu 100% untuk *training* dan 98,06% untuk *testing*. Hasil ini menandakan pencapaian yang sangat baik dalam mengidentifikasi berbagai jenis beras. Kesuksesan ini membuka peluang untuk penelitian lebih lanjut, dan hasilnya menunjukkan tingkat akurasi yang memuaskan dalam mengenali variasi jenis beras. Temuan ini dapat memiliki dampak positif dalam membantu konsumen mengidentifikasi jenis beras secara cepat dan efisien.



Gambar 7. Peforma pelatihan CNN

Dalam pengujian metode *Convolutional Neural Network* untuk identifikasi jenis beras, hasil pelatihan model menunjukkan kemajuan yang signifikan seiring berjalannya iterasi. Grafik pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi secara bertahap seiring waktu, mencapai puncaknya pada iterasi tertentu sebelum mencapai konvergensi. Peforma proses pembelajaran model CNN dapat dilihat pada Gambar 7. Perkembangan grafik pelatihan memberikan gambaran yang jelas tentang bagaimana model CNN secara progresif mempelajari pola dan fitur untuk mengenali dengan akurat jenis beras yang diuji.

Tabel 2. Evaluasi model

No	Jenis Beras	Precision	Recall	F1-Score
1	Beras C4	0.98	0.95	0.96
2	Beras Ketan	1.00	1.00	1.00
3	Beras Merah	1.00	1.00	1.00
4	Beras Naga	0.94	0.98	0.96

Pada Tabel 2 Dalam mengevaluasi model CNN untuk identifikasi jenis beras, evaluasi model dilakukan melalui metrik *precision*, *recall*, dan *F1 score*. Pengujian menunjukkan hasil bahwa model mencapai nilai *precision* yang tinggi, menunjukkan kemampuannya dalam mengidentifikasi dengan akurat jenis beras. Selain itu, nilai *recall* yang signifikan menandakan bahwa model dapat berhasil mengenali sebagian besar *instance* dari setiap jenis beras. *F1 score*, yang merupakan kumpulan dari *precision* dan *recall*, memperlihatkan gambaran menyeluruh tentang performa model dalam keseimbangan antara ketepatan dan ketangkapan informasi. Evaluasi menggunakan metrik-metrik ini memberikan pemahaman yang komprehensif mengenai kemampuan model CNN dalam model identifikasi jenis beras.

D. Simpulan

Pada penelitian ini dapat disimpulkan, menguraikan hasil pengujian metode *Convolutional Neural Network* pada identifikasi jenis beras. Rangkuman singkat menyoroti poin-poin utama yang telah dibahas, termasuk pencapaian tinggi dalam *precision*, *recall*, dan *F1 score*. Meskipun pembahasan telah merinci temuan dan interpretasi hasil, penekanan diberikan pada penerapan potensial dan pengembangan lebih lanjut. Penerapan praktis dari model CNN ini dapat ditemui dalam bidang pengolahan citra dan pertanian. Pengembangan lebih lanjut dapat melibatkan peningkatan jumlah dataset, eksplorasi arsitektur model yang lebih kompleks, atau adaptasi model untuk jenis beras baru. Sebagai saran untuk

penelitian selanjutnya, peneliti diharapkan untuk menjelajahi integrasi teknologi sensor atau teknik pengolahan citra lanjutan untuk meningkatkan akurasi identifikasi jenis beras. Dengan demikian, penelitian mendatang dapat memberikan kontribusi yang lebih besar pada pemahaman dan penerapan teknologi identifikasi jenis beras secara efisien.

E. Ucapan Terima Kasih

Penulis menyampaikan rasa terima kasih kepada semua individu atau kelompok yang telah memberikan dukungan bantuan, dan fasilitas dalam penelitian ini. Terimakasih kepada Tuhan Yang Maha Kuasa, Program Studi Informatika Universitas Teknologi Yogyakarta, orang tua, dosen, dan teman-teman atas dukungan, doa, dan bimbingannya yang tak ternilai. Semua kontribusi ini sangat berarti dalam menyelesaikan penelitian ini.

F. Referensi

- [1] “Konsumsi Bahan Pokok 2019.” Accessed: Nov. 07, 2023. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/publication/2021/11/25/68b1b04ce68c7d6a1c564165/konsumsi-bahan-pokok-2019.html>
- [2] J. A. FUAD, “Klasifikasi jenis beras menggunakan metode convolutional neural network pada arsitektur mobilenet Etheses of Maulana Malik Ibrahim State Islamic University.” Accessed: Jan. 09, 2023. [Online]. Available: <http://etheses.uin-malang.ac.id/37318/>
- [3] M. Koklu, I. Cinar, and Y. S. Taspinar, “Classification of rice varieties with deep learning methods,” *Comput Electron Agric*, vol. 187, Aug. 2021, doi: 10.1016/J.COMPAG.2021.106285.
- [4] S. Gusega Gunawan, “Pewarnaan Citra Grayscale dengan Histogram Specification,” 2022. Accessed: Nov. 08, 2023. [Online]. Available: [https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2021-2022/Makalah/Makalah_IF4073_Citra_2022%20\(16\).pdf](https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2021-2022/Makalah/Makalah_IF4073_Citra_2022%20(16).pdf)
- [5] C. Du, C. Szul, A. Manawa, N. Rasekh, R. K. Guzman, and R. Davidson, “RGB image-based data analysis via discrete Morse theory and persistent homology,” Jan. 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1801.09530>
- [6] M. Fadli Gunardi, “Implementasi Augmentasi Citra pada Suatu Dataset,” 2022. Accessed: Nov. 09, 2023. [Online]. Available: [https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2022-2023/Makalah/Makalah-IF4073-Citra-Sem1-2022%20\(24\).pdf](https://informatika.stei.itb.ac.id/~rinaldi.munir/Citra/2022-2023/Makalah/Makalah-IF4073-Citra-Sem1-2022%20(24).pdf)
- [7] 14611209 Triakno Nurhikmat, “IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK IMAGE CLASSIFICATION MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA CITRA WAYANG GOLEK,” May 2018, Accessed: Jan. 09, 2023. [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/7843>
- [8] S. Ahlawat, A. Choudhary, A. Nayyar, S. Singh, and B. Yoon, “Improved handwritten digit recognition using convolutional neural networks (Cnn),” *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 12, pp. 1–18, Jun. 2020, doi: 10.3390/s20123344.
- [9] A. Hibatullah and I. Maliki, “PENERAPAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK PADA PENGENALAN POLA CITRA SANDI RUMPUT,” 2019. Accessed: Nov. 10, 2023. [Online]. Available: <https://elibrary.unikom.ac.id/1529/>

-
- [10] D. Stursa and P. Dolezel, "Comparison of ReLU and linear saturated activation functions in neural network for universal approximation," 2019. Accessed: Nov. 10, 2023. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8815057/>
- [11] S. Faisal, T. F. M Butarbutar, P. Sirait, and J. SIFO Mikroskil, "Implementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun," *OKTOBER 2019 IJCCS*, vol. 2, pp. 15–15, 2020.
- [12] I. Setiawati and E. Itje Sela, "Classification of Facial Expression Using Principal Component Analysis (PCA) Method and Support Vector Machine (SVM)," 2022. [Online]. Available: www.ijcit.com23
- [13] J. Lu, L. Tan, and H. Jiang, "Review on convolutional neural network (CNN) applied to plant leaf disease classification," *Agriculture (Switzerland)*, vol. 11, no. 8. MDPI AG, Aug. 01, 2021. doi: 10.3390/agriculture11080707.