

KLASIFIKASI CITRA BIJI KOPI TEMANGGUNG MENGGUNAKAN GRAY LEVEL CO-OCURRENCE MATRIX –CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Syahrhun Muhammad Syadham^{1*}, Mutaqin Akbar²

^{1,2}Universitas Mercu Buana Yogyakarta; Jl. Jembatan Merah No.84C, Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55283; Telp. (0274) 550703

Keywords:

Kopi Temanggung;
Klasifikasi Citra;
GLCM;
CNN;
Ekstraksi Tekstur.

Correspondent Email:

syahrhunms4@gmail.com

Abstrak. Kabupaten Temanggung dikenal sebagai daerah penghasil kopi unggulan di Jawa Tengah. Namun, identifikasi varietas biji kopi seperti Arabika, Robusta, dan Excelsa masih banyak dilakukan secara visual yang rawan kesalahan karena sifatnya yang subjektif. Penelitian ini bertujuan merancang sistem klasifikasi citra biji kopi Temanggung dengan mengombinasikan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Convolutional Neural Network (CNN). Sebanyak 1.350 citra biji kopi diolah dan diekstraksi menjadi 16 fitur tekstur menggunakan GLCM dari empat arah orientasi. Fitur tersebut digunakan sebagai input untuk arsitektur CNN berlapis 16. Dataset dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi sebesar 96,67%, sedangkan pada pengujian mencapai 96,30%. Temuan ini membuktikan bahwa kombinasi GLCM dan CNN mampu menghasilkan akurasi yang baik walaupun masih belum bisa mengungguli penelitian sebelumnya.



JITET is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

Abstract. Temanggung Regency is known as a major coffee-producing region in Central Java. However, the identification of coffee bean varieties such as Arabica, Robusta, and Excelsa is still commonly performed through visual observation, which is prone to errors due to its subjective nature. This study aims to develop an image classification system for Temanggung coffee beans by combining Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Convolutional Neural Network (CNN) methods. A total of 1,350 coffee bean images were processed and extracted into 16 texture features using GLCM from four different orientations. These features were then used as input for a 16-layer CNN architecture. The dataset was divided into 80% for training and 20% for testing. The training phase achieved an accuracy of 96.67%, while testing accuracy reached 96.30%. This finding proves that the combination of GLCM and CNN is able to produce good accuracy, although it still cannot outperform previous research.

1. PENDAHULUAN

Indonesia memiliki komoditas perkebunan yang beragam, salah satu komoditas perkebunan memberikan dampak signifikan

bagi pertumbuhan perekonomian Indonesia adalah kopi. Kopi menjadi produk unggulan di pasar internasional, kopi tidak hanya menjadi sumber penghasilan bagi para petani, tetapi juga

berperan sebagai bahan dasar bagi industri kopi dalam negeri [1]. *Coffea sp* merupakan nama latin dari kopi. Minuman kopi diperoleh melalui serangkaian proses pengolahan dan ekstraksi dari biji tanaman kopi. Kopi memiliki empat bagian utama, yaitu *eksokarp* (kulit terluar), *mesokarp* (daging buah), *parchment* (kulit tanduk), dan *endosperma* (biji itu sendiri) [2]. Kabupaten Temanggung merupakan salah satu wilayah di Indonesia yang dikenal sebagai penghasil kopi berkualitas. Kabupaten Temanggung menjadi penghasil kopi terbesar di Jawa Tengah karena memiliki sumber daya bahan baku yang melimpah [3].

Biji kopi dapat dikelompokkan berdasarkan karakteristik dan jenisnya, pengelompokan ini berperan penting untuk menentukan cita rasa serta aroma kopi dalam proses selanjutnya [4]. Proses pengelompokan biji kopi memerlukan keterampilan dan pengalaman dalam membedakannya. Meski demikian, sebagian besar petani dan pemilik *coffee shop* kesulitan dalam mengidentifikasi varietas kopi hanya dengan pengamatan visual. Hal ini akan berdampak pada kesalahan dalam mengenali varietas biji kopi ketika pemilik *coffee shop* tidak memiliki pengetahuan yang memadai tentang kopi [5]. Pengelompokan biji kopi tidak dapat berjalan secara baik tanpa adanya inovasi teknologi. Pendekatan dengan berbasis teknologi diharapkan mampu untuk meningkatkan efektivitas dan efisiensi dalam proses pengelompokan biji kopi [6]. Penelitian yang dilakukan oleh Hafifah et al, mendukung pernyataan tersebut, dalam penelitian berjudul “Perbandingan Kinerja Deep Learning Dalam Pendeteksian Kerusakan Biji Kopi” Penelitian tersebut menyampaikan bahwa seleksi biji kopi secara visual memiliki potensi kesalahan yang disebabkan oleh beberapa faktor, yaitu pencahayaan yang tidak cukup selama proses seleksi serta perbedaan kondisi kesehatan mata pada setiap individu [7].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut diperlukan sistem yang memiliki kemampuan untuk menganalisa secara akurat jenis biji kopi. Perkembangan teknologi di era digital saat ini memberikan manfaat yang luas dan mempermudah pekerjaan manusia. Salah satu bidang yang terus berkembang dalam teknologi ini adalah pengolahan citra digital. Pada saat ini, pengolahan citra memiliki berbagai manfaat dan telah memunculkan berbagai teknik,

klasifikasi citra menjadi salah satu contoh dari pengolahan citra. Pengembangan klasifikasi citra bertujuan agar komputer atau mesin dapat meniru kemampuan manusia dalam mengidentifikasi dan mengelompokkan citra digital berdasarkan informasi yang ada di dalamnya [8]. Umumnya, proses klasifikasi citra digital terdiri atas beberapa tahap, prosesnya mencakup akuisisi citra, pra-pengolahan, ekstraksi fitur, serta tahap pelatihan, pengujian, dan pengukuran akurasi [9].

Saat ini, telah berkembang berbagai metode pengolahan citra yang mampu membantu dalam mengidentifikasi jenis kopi, salah satunya dengan memanfaatkan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah terbukti efektif dalam berbagai penelitian. GLCM sendiri adalah teknik ekstraksi fitur tekstur yang menganalisis pola intensitas piksel untuk menangkap karakteristik citra. Hal ini dilakukan dengan memeriksa hubungan timbal balik antara nilai intensitas piksel yang berdekatan dalam suatu area, melampaui jarak antar piksel [10]. Sementara itu, CNN adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk *grid*, seperti gambar. CNN memanfaatkan lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar, kemudian menggabungkan lapisan-lapisan ini untuk mengurangi dimensi data dan mempercepat komputasi [11]. Selain itu, dalam penelitian yang berjudul “KLASIFIKASI VARIETAS KOPI BERDASARKAN GREEN BEAN COFFEE MENGGUNAKAN METODE MACHINE LEARNING” yang dilakukan oleh Nugroho dan Sebatubun juga menyebarkan bahwa metode berbasis *machine learning* seperti CNN terbukti efektif dalam mencapai tingkat akurasi yang memadai ketika mengklasifikasikan citra yang memiliki fitur-fitur yang berbeda [5].

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Alfiantama et al, yang berjudul “Klasifikasi Tingkat Roasting Biji Kopi Dengan Metode CNN” menggunakan CNN untuk mengklasifikasi tingkat roasting terhadap citra biji kopi. Menyimpulkan bahwa metode CNN mampu memberikan hasil yang cukup baik terhadap klasifikasi tingkat roasting biji kopi

dengan hasil akurasi yang didapat sebesar 98% [12].

Adella dan Akbar melakukan penelitian pada biji kopi dengan judul “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI JENIS KOPI TEMANGGUNG” dengan menerapkan arsitektur 12 layer dan optimizer SGDM pada CNN, ditemukan bahwa nilai akurasi yang didapat mencapai 99.26% [13].

Di sisi lain, Murinto et al, melakukan penelitian berjudul “Klasifikasi Jenis Biji Kopi Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan *Transfer Learning* pada Model VGG16 dan MobileNetV2” menggunakan model *transfer learning* VGG 16 dan MobileNetV2 untuk melakukan klasifikasi citra biji kopi menggunakan CNN. Dengan hasil akurasi tertinggi ketika menggunakan model MobileNetV2 yang memiliki akurasi 96% dan model VGG 16 95% [14].

Selain itu, dalam penelitian Cahyono et al, yang berjudul “Klasifikasi Jenis Biji Kopi dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)” membangun sebuah sistem aplikasi dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk perhitungan nilai ekstraksi terhadap ciri citra. Disimpulkan bahwa metode GLCM mampu mendapatkan nilai akurasi sebesar 99% untuk klasifikasi tipe kernel atau *powder* dan 93% untuk klasifikasi jenis Robusta atau Arabika. Sedangkan pada klasifikasi daerah asal mendapatkan nilai akurasi sebesar 56% dengan citra data uji sebanyak 80 citra [15].

Dengan permasalahan yang ada, penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi citra biji kopi Temanggung dengan mengombinasikan metode GLCM dan CNN. Harapannya, integrasi kedua metode ini dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam mengidentifikasi varietas biji kopi, sehingga dapat memberikan dukungan bagi industri kopi di Indonesia, khususnya di wilayah Kabupaten Temanggung.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kopi Temanggung

Kopi merupakan minuman yang berasal dari pengolahan dan ekstraksi biji tanaman kopi. Asal kata kopi dapat ditelusuri dari bahasa Arab

“*qahwah*”, yang bermakna kekuatan, karena awalnya kopi digunakan sebagai sumber energi. Kemudian, kata “*qahwah*” berganti menjadi “*kahveh*” dalam bahasa Turki, lalu diserap ke dalam bahasa Belanda menjadi “*koffie*”, sebelum akhirnya diadopsi ke dalam bahasa Indonesia sebagai “kopi” yang kita kenal sekarang [16].

Temanggung menjadi salah satu kabupaten penghasil kopi unggulan di Indonesia yang terkenal dengan kopi Arabika, Robusta dan Excelsa. Faktor ini disebabkan oleh letak geografis Temanggung yang berada di wilayah pegunungan Sindoro dan Sumbing. Kondisi tersebut membuat tanah di kawasan lereng gunung Temanggung menjadi subur, sehingga wilayah ini mengandalkan sektor pertanian dan perkebunan sebagai komoditas utama daerah [17]. Kopi Temanggung dikenal luas dan menjadi ciri khas daerah tersebut karena kualitas serta cita rasa yang unik. Keistimewaan kopi yang berasal dari kondisi letak geografis Temanggung, di mana tanaman kopi dibudidayakan bersama dengan tanaman tembakau dalam metode tumpang sari. Metode penanaman ini bukan hanya memaksimalkan pemanfaatan lahan, akan tetapi juga memberikan pengaruh besar terhadap karakter cita rasa kopi. Kehadiran aroma tembakau yang khas menjadi identitas utama kopi Temanggung, yang membedakannya dan menjadikannya unggul di pasar nasional maupun internasional [18].

2.2. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) adalah teknik statistik yang menganalisis tekstur citra digital melalui pemanfaatan informasi intensitas piksel. GLCM beroperasi dengan menghitung seberapa sering pasangan nilai kecerahan piksel tertentu muncul secara bersamaan dalam sebuah citra. Matriks yang dihasilkan memiliki jumlah baris dan kolom yang sama, mewakili tingkat keabuan dalam gambar, dan mencerminkan karakteristik tekstur citra berdasarkan sifat-sifat statistik yang diekspresikan melalui GLCM. Dimana GLCM menjadi salah satu alat statistik orde dua paling umum untuk digunakan dalam menganalisis tekstur pada citra digital [19][20].

Ekstraksi fitur pada metode GLCM melibatkan pembentukan matriks yang

membaca frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan tingkat intensitas tertentu berdasarkan jarak dan orientasi sudut yang telah ditentukan dalam sebuah citra. Ciri tingkat keabuan dari suatu objek yang membedakannya dengan objek lain dimanfaatkan untuk proses ekstraksi fitur berbasis tekstur. Beberapa karakteristik tekstur yang umum diambil dari GLCM meliputi kontras, korelasi, energi, dan homogenitas [21].

1. Kontras

Merupakan ukuran perbedaan intensitas antara piksel dan tetangganya dalam suatu citra. Fitur ini mencerminkan tingkat variasi atau keragaman dalam gambar berbasis tingkat keabuan.

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (1)$$

2. Korelasi

Merupakan petunjuk struktur linier dalam citra yang menunjukkan tingkat ketergantungan antara linier dengan nilai derajat keabuan piksel dan tetangganya.

$$Correlation = \sum_i \sum_j \frac{ijP_d(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2)$$

3. Energi

Merupakan ukuran konsentrasi tingkat keabuan dari intensitas dalam GLCM. Nilai ini diperoleh dari jumlah kuadrat elemen-elemen dalam matriks GLCM, yang mencerminkan tingkat keteraturan tekstur dalam citra.

$$Energy = \sum_i \sum_j P^2(i, j) \quad (3)$$

4. Homogeneity

Merupakan ukuran yang menggambarkan seberapa dekat nilai elemen-elemen dalam GLCM terhadap diagonal utama matriks tersebut. Nilai homogenitas merupakan kebalikan dari nilai kontras.

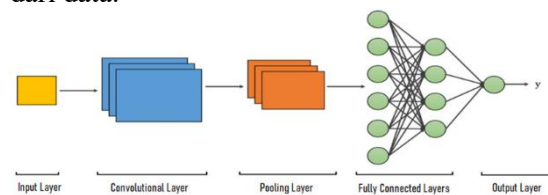
$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (4)$$

2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan algoritma *deep learning* yang dirancang untuk memproses input berupa gambar, dengan kemampuan mengidentifikasi objek yang ada dalam gambar tersebut. CNN dapat juga difungsikan sebagai alat untuk mengenali dan membedakan berbagai gambar berdasarkan pola dan fitur yang dikandungnya [22].

CNN digunakan dalam proses klasifikasi data dengan pendekatan *Supervised Learning*,

di mana terdapat data latih beserta target atau label yang digunakan untuk melatih model agar mampu mengelompokkan data baru ke dalam kategori yang sesuai. Secara umum, arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) memiliki beberapa lapisan utama, antara lain *Convolutional Layer*, *Pooling Layer*, *Fully Connected Layer* [23][24]. Yang secara otomatis mampu untuk mengekstraksi ciri-ciri dari gambar dan mengklasifikasinya berdasarkan pola-pola yang berhasil dikenali dari data.



Gambar 1. Contoh arsitektur CNN

Secara umum, CNN biasanya digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur sekaligus klasifikasi. Namun, dalam penelitian ini, CNN difungsikan sebagai pengklasifikasi terhadap fitur-fitur yang telah diekstraksi terlebih dahulu menggunakan metode GLCM. Pendekatan hybrid ini didasari oleh temuan dari penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa kombinasi antara GLCM dan CNN dapat meningkatkan akurasi klasifikasi, terutama dalam kasus di mana perbedaan tekstur menjadi aspek utama dalam pembeda antar objek.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 2. Blok diagram alur penelitian

Penelitian ini memanfaatkan metode pengolahan citra digital serta pembelajaran mesin (machine learning) untuk mengklasifikasikan citra dari tiga jenis biji kopi. Eksperimen dilakukan untuk mengetahui sejauh mana efektivitas kombinasi antara metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam menghasilkan klasifikasi biji kopi yang akurat. Berikut merupakan blok diagram alur penelitian yang diperlihatkan pada Gambar 2.

3.1. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan dataset citra biji kopi yang diperoleh dari penelitian yang dilakukan sebelumnya oleh Adella dan Akbar dalam penelitiannya pada biji kopi dengan judul “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI JENIS KOPI TEMANGGUNG” [13]. Penelitian tersebut telah melakukan proses akuisisi citra secara langsung terhadap sampel biji kopi, sehingga pada penelitian ini penulis tidak melakukan proses akuisisi citra secara mandiri.

Dataset yang digunakan mencakup tiga varietas biji kopi Temanggung yaitu, arabika, robusta, dan excelsa, dengan tingkat *roast* natural. Jumlah total citra dalam dataset ini adalah sekitar 1.350 gambar, yang terbagi ke dalam beberapa kelas sesuai dengan varietas biji kopi. Berikut contoh citra biji kopi Temanggung yang diambil dari dataset penelitian sebelumnya.



Gambar 3.
Citra Biji
Kopi Arabika
Temanggung



Gambar 4.
Citra Biji
Kopi
Robusta
Temanggung



Gambar 5.
Citra Biji
Kopi
Excelsa
Temanggung

3.2. Pre - Processing

Pre-processing adalah tahap awal yang dilakukan dalam pemrosesan citra, bertujuan untuk mengadaptasi dan menyiapkan citra agar memenuhi persyaratan untuk proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Citra biji kopi memiliki

ukuran awal 2992x2992 piksel dengan berkas sebesar 2.53 MB maka dilakukan tahap mengubah ukuran (*resize*) citra ke dimensi yang lebih kecil supaya mengurangi beban komputasi dan mempercepat waktu pemrosesan. Perubahan ukuran citra biji kopi dilakukan dengan menggunakan *software* Adobe Photoshop 2021 menjadi ukuran 500x500 piksel dengan berkas berukuran 125 KB untuk satu citra.

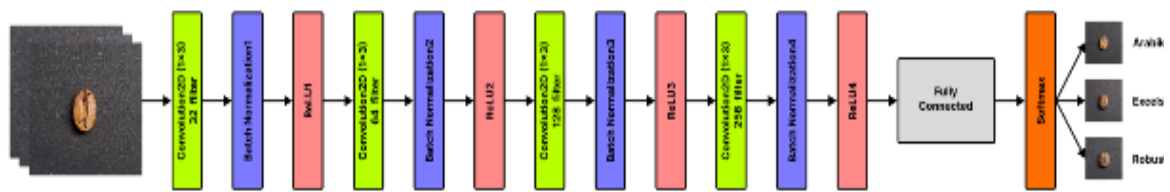
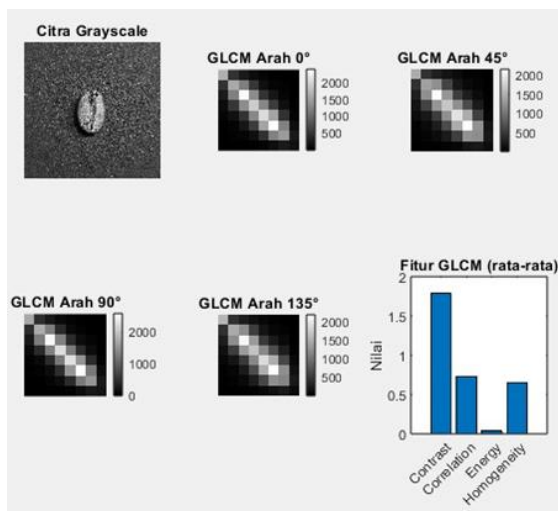
3.3. Dataset Citra Biji Kopi

Dalam penelitian ini, data citra biji kopi dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data training data (data uji) dan testing data (data uji). Kemudian dilakukan pembagian data dengan perbandingan 80:20, di mana 80% dari total jumlah citra digunakan untuk proses pelatihan model, sedangkan 20% sisanya dapat digunakan untuk menguji kinerja model. Pembagian ini bertujuan agar model machine learning dapat memperoleh pemahaman yang maksimal dari mayoritas data yang tersedia, sehingga mampu menghasilkan performa yang baik saat diterapkan pada data yang belum dikenalnya.

3.4. Ekstraksi Fitur GLCM

Ekstraksi fitur tekstur dilakukan setelah tahap *pre - processing*, ekstraksi dilakukan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Sebagai tahap awal, citra diubah ke format grayscale untuk memudahkan pemrosesan tekstur dengan menggunakan metode *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM juga digunakan untuk menganalisis tekstur dari citra grayscale melalui analisis hubungan spasial antara pasangan piksel dengan nilai keabuan tertentu. Selanjutnya, dilakukan segmentasi citra melalui teknik *thresholding*, diikuti dengan proses pengisian lubang (*hole filling*) dan seleksi komponen area terbesar untuk mengekstrak objek biji kopi secara eksklusif.

Ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan membangun matriks GLCM pada empat orientasi sudut berbeda (0°, 45°, 90°, dan 135°). Dari masing-masing matriks tersebut akan dihitung empat parameter tekstur primer menggunakan fungsi *graycoprops*, yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*.

Gambar 6. Arsitektur *Convolutional Neural Network*

Gambar 7. Visualisasi GLCM Citra Biji Kopi

Proses ekstraksi fitur GLCM ditunjukkan pada Gambar 7, yang memperlihatkan hasil dari citra *grayscale*, matriks GLCM dari empat arah (0° , 45° , 90° , dan 135°), serta grafik batang dari nilai rata-rata fitur tekstur yang dihasilkan (*Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*). Visualisasi ini menunjukkan masing-masing arah memiliki pola distribusi nilai yang berbeda, sehingga kombinasi keempat arah memberikan informasi tekstur yang lebih lengkap. Keempat parameter ini kemudian dirata-ratakan antar orientasi untuk menghasilkan vektor fitur tekstur yang stabil dan representatif. Vektor fitur GLCM yang diperoleh dari seluruh sampel citra selanjutnya digunakan sebagai masukan (input) pada arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk keperluan klasifikasi. Metode ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi pengenalan kualitas biji kopi berdasarkan karakteristik tekstur permukaan secara otomatis dan konsisten.

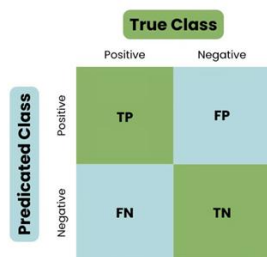
3.5. Implementasi CNN

Fitur yang diperoleh dari ekstraksi GLCM kemudian dimanfaatkan sebagai input untuk model klasifikasi yang berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Arsitektur CNN

tersusun atas sejumlah lapisan yang mencakup lapisan input sebagai penerima data awal, diikuti oleh lapisan konvolusi (*convolution*), lapisan pooling seperti *max pooling* untuk mereduksi dimensi, serta lapisan *fully connected* yang mencakup proses *flattening*, *concatenation*, dan aktivasi *softmax*, sehingga dapat menghasilkan output akhir sebagai hasil klasifikasi [25]. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan dataset yang telah dibagi sebelumnya, yaitu 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. CNN dirancang untuk menerima 16 fitur GLCM (*Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*, masing-masing dari empat arah 0° , 45° , 90° , dan 135°) yang direpresentasikan dalam bentuk vektor 1D berdimensi 16, atau dalam format input CNN sebagai matriks $1 \times 16 \times 1$. Arsitektur *Convolutional Neural Network* ditunjukkan pada gambar 6.

Model diawali dengan lapisan input berupa citra, kemudian dilanjutkan dengan empat blok konvolusi berukuran 1×3 yang masing-masing memiliki jumlah filter sebesar 32, 64, 128, dan 256. Setiap lapisan konvolusi diikuti oleh proses *Batch Normalization* untuk menjaga stabilitas distribusi data dan mempercepat proses pelatihan, serta fungsi aktivasi ReLU digunakan untuk menambahkan sifat non-linear terhadap model. Setelah tahap ekstraksi fitur, hasilnya diteruskan ke lapisan *Fully Connected* yang terhubung langsung dengan lapisan output. Selanjutnya, fungsi *Softmax* digunakan untuk menghitung probabilitas masing-masing kelas (*Arabika*, *Robusta*, dan *Excelsa*), dan hasil akhir klasifikasi ditentukan melalui *Classification Output layer*.

Nilai akurasi dari pengujian pada *Convolutional Neural Network* dapat diukur menggunakan *confusion matrix*. Berikut dapat ditunjukkan pada gambar 8.



Gambar 8. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah metode evaluasi yang sering digunakan untuk menilai performa model klasifikasi dalam CNN dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya dari data. Matriks ini terdiri dari empat elemen utama, diantaranya True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), dan True Negative (TN). Akurasi dari klasifikasi dapat dihitung berdasarkan evaluasi performa *confusion matrix* dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap awal proses klasifikasi citra biji kopi dari tiga jenis varietas, yaitu Arabika, Robusta, dan Excelsa, menggunakan analisis visual berbasis metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur, serta algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai model untuk klasifikasi. Dataset citra terlebih dahulu dikumpulkan, kemudian melalui tahapan pra-pemrosesan, segmentasi, dan ekstraksi fitur dari empat arah GLCM (0°, 45°, 90°, dan 135°). Dari masing-masing arah diperoleh fitur tekstur berupa *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* yang kemudian dikombinasikan menjadi vektor fitur berdimensi 16. Vektor ini digunakan sebagai input ke dalam arsitektur CNN yang telah dirancang.

4.1. Hasil Ekstraksi GLCM

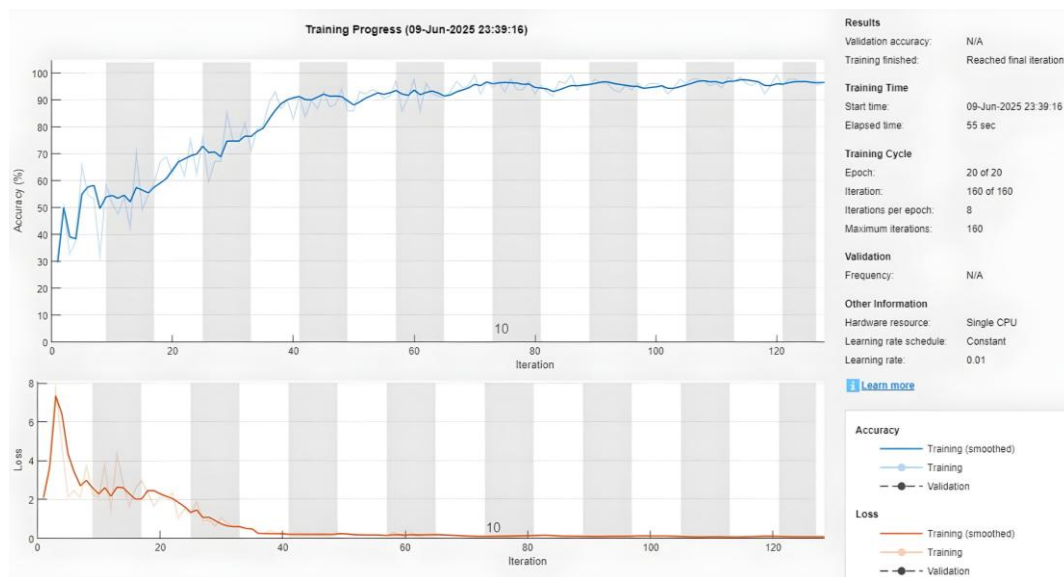
Hasil proses ekstraksi fitur GLCM terhadap citra grayscale biji kopi dapat diamati dalam Gambar 7, Visualisasi GLCM Citra Biji Kopi. Visualisasi GLCM pada citra biji kopi diawali dengan konversi gambar ke dalam format grayscale, diikuti oleh segmentasi menggunakan metode thresholding dan

pemilihan area terbesar untuk mendapatkan objek utama. Setelah itu, empat matriks GLCM dihitung berdasarkan arah tertentu (0°, 45°, 90°, dan 135°), yang menggambarkan distribusi spasial intensitas piksel pada masing-masing arah. Dari setiap arah, diekstraksi empat jenis fitur tekstur, yaitu *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*, sehingga total terdapat 16 fitur untuk setiap gambar (4 fitur × 4 arah). Sebagai contoh, visualisasi nilai rata-rata dari fitur yang dihasilkan ditampilkan dalam diagram batang pada Gambar 7. Namun, penting dicatat bahwa yang digunakan sebagai input ke dalam CNN adalah keseluruhan 16 fitur tanpa proses perataan. Contoh hasil ekstraksi fitur dari citra dalam data pelatihan ditunjukkan pada Tabel 1.

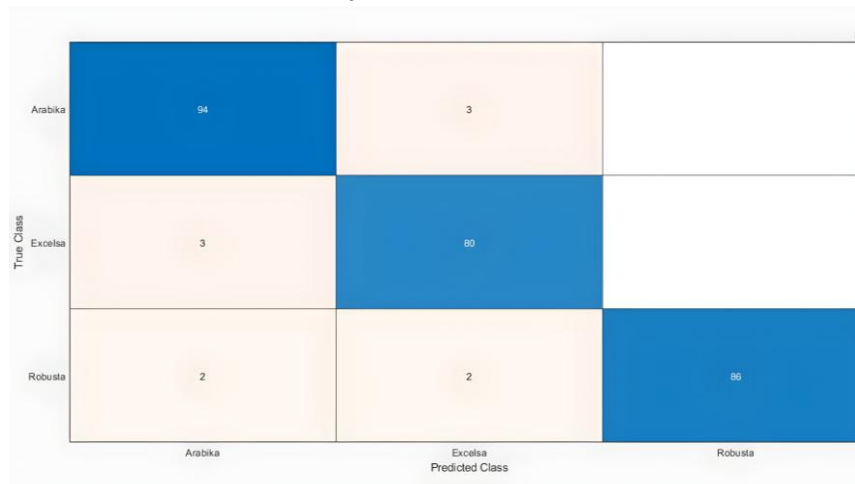
Tabel 1. Contoh Hasil Ekstraksi Fitur GLCM

Nama File	Label Asli	Contrast 45	Energy 45	Energy 90	Homogeneity 45
A (1).jpg	Arabika	1,282203686	0,127994473	0,127994473	0,688609321
A (10).jpg	Arabika	1,473624604	0,110936528	0,110936528	0,668571942
A (100).jpg	Arabika	0,973839462	0,160633645	0,160633645	0,72464893
A (101).jpg	Arabika	0,941152847	0,160214764	0,160214764	0,728440611
A (102).jpg	Arabika	0,856855997	0,177593309	0,177593309	0,74479972
A (103).jpg	Arabika	0,986771137	0,159603277	0,159603277	0,721660972
A (104).jpg	Arabika	1,018638479	0,158814472	0,158814472	0,719618056
A (105).jpg	Arabika	0,923542476	0,166113447	0,166113447	0,73108667
A (106).jpg	Arabika	0,982931795	0,147057194	0,147057194	0,723033604

Tabel ini menyajikan contoh hasil ekstraksi fitur GLCM dari beberapa citra biji kopi. Setiap entri pada baris mewakili satu gambar, sementara kolomnya menunjukkan 16 fitur yang diambil berdasarkan arah 0°, 45°, 90°, dan 135°, meliputi *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Vektor fitur berukuran 1x16 ini kemudian digunakan sebagai input dalam proses pelatihan dan pengujian jaringan CNN.



Gambar 9. Hasil Klasifikasi citra



Gambar 10. Confusion matrix citra

4.2. Hasil Klasifikasi CNN

Arsitektur CNN yang digunakan dirancang untuk memproses input berupa fitur berdimensi 1. Setiap input memiliki ukuran $1 \times 16 \times 1$, yang merepresentasikan kombinasi dari 16 fitur GLCM (empat jenis fitur tekstur dari empat arah berbeda). Struktur model ini diawali dengan lapisan *imageInputLayer* untuk menerima vektor fitur tersebut, kemudian dilanjutkan dengan empat lapisan konvolusi 2D yang menggunakan filter berukuran $[1 \ 3]$, dan jumlah filter 32, 64, 128, dan 256 secara berurutan. Setelah setiap lapisan konvolusi, diterapkan batch normalization dan fungsi aktivasi ReLU. Pada tahap akhir, jaringan langsung terhubung dengan lapisan *fully-connected* dan *softmax* untuk melakukan

klasifikasi ke dalam tiga jenis biji kopi, yaitu arabika, robusta, dan excelsa.

Dalam proses pelatihan model CNN dilakukan selama 20 epoch dengan menggunakan *optimizer* SGDM, dan nilai *learning rate* sebesar 0.01. Hasil dari proses pelatihan dan pengujian citra jenis kopi Temanggung memperoleh nilai *accuracy* dan *loss* sebagai berikut.

Dari grafik training progress dapat, terlihat bahwa model mencatatkan akurasi pelatihan akhir sebesar 96.67% dan nilai *loss* akhir sebesar 0.0886 pada iterasi ke-160, yang merupakan akhir dari epoch ke-20. Dalam grafik akurasi menunjukkan peningkatan tajam pada awal pelatihan, kemudian stabil pada kisaran 90% hingga akhir pelatihan. Sementara itu, grafik *loss* menunjukkan tren penurunan

yang konsisten, mengindikasikan bahwasanya model secara bertahap mampu untuk mempelajari pola dari data pelatihan dengan baik. Tidak ada indikasi overfitting yang signifikan, karena akurasi tetap stabil hingga akhir proses pelatihan.

4.3. Hasil Evaluasi Model dengan Data Uji

Setelah dilakukan proses pelatihan, model CNN dievaluasi dengan menggunakan data uji yang terdiri dari 20% total dataset (270 gambar). Evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion matrix* yang diperlihatkan pada gambar.

Pada gambar 10, diperoleh hasil klasifikasi kelas arabika dari total 97 citra arabika 94 citra diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 3 citra salah diklasifikasikan sebagai excelsa. Kelas excelsa menunjukkan total 83 citra excelsa, 80 citra diklasifikasikan dengan benar, 3 citra salah diklasifikasikan sebagai arabika. Pada kelas robusta 90 citra robusta, 86 citra diklasifikasikan dengan benar, 2 citra salah sebagai arabika dan 2 sebagai excelsa.

Dari *Confusion matrix* tersebut, diperoleh akurasi keseluruhan sebesar 96.30% dengan menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{94+80+86}{94+3+3+80+2+2+86} = \frac{260}{270} = 96.30\% \quad (6)$$

Dari hasil akurasi tersebut menunjukkan bahwa model CNN dapat mampu mengklasifikasikan varietas biji kopi dengan tingkat akurasi yang cukup baik.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa kombinasi metode ekstraksi fitur GLCM pada empat arah dengan arsitektur CNN yang diperluas efektif dalam mengklasifikasikan tiga varietas biji kopi arabika, excelsa, dan robusta. Fitur GLCM diekstraksi secara menyeluruh menghasilkan vektor 1D berukuran 16 elemen per gambar yang digunakan sebagai input CNN. Model CNN menunjukkan performa pelatihan yang baik, dengan akurasi mencapai 96,67% dan nilai loss rendah serta stabil pada angka 0,0886. Evaluasi pada data uji menghasilkan akurasi sebesar 96,30%. Hasil ini membuktikan bahwa meskipun input relatif kecil ($1 \times 16 \times 1$), model

mampu memberikan klasifikasi yang akurat dan efisien. Dibandingkan dengan penelitian oleh Maharani dan Akbar yang menggunakan CNN dengan citra RGB $50 \times 50 \times 3$ dan memperoleh akurasi pelatihan 99,26%, pendekatan ini menggunakan vektor fitur yang jauh lebih kecil namun tetap menghasilkan akurasi yang kompetitif. Pendekatan ini menawarkan efisiensi komputasi lebih tinggi karena memproses fitur berdimensi rendah dibandingkan citra penuh.

Dengan demikian, ekstraksi fitur tekstur GLCM yang dipadukan dengan CNN yang disesuaikan mampu memberikan performa klasifikasi tinggi sekaligus efisien, berpotensi dikembangkan sebagai sistem identifikasi otomatis berbasis citra digital.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. S. Sumarjo, H. I. Ihsaniyati, and P. P. Pardono, "ADOPSI STANDAR INDIKASI GEOGRAFIS OLEH PETANI KOPI ROBUSTA DI KABUPATEN TEMANGGUNG," *Jurnal AGRISEP: Kajian Masalah Sosial Ekonomi Pertanian dan Agribisnis*, vol. 19, no. 1, pp. 1–14, Mar. 2020, doi: 10.31186/jagrisep.19.1.1-14.
- [2] A. Gita Arumsari *et al.*, "Analisis Proses Roasting pada Kopi." [Online]. Available: <http://ejurnal.undana.ac.id/index.php/jbkHalaman|98>
- [3] R. Wintoko and N. Marlina, "ANALISIS STRATEGI PEMASARAN PADA UKM RUMAH KOPI TEMANGGUNG," *Jurnal Pendidikan Tata Niaga (JPTN)*, vol. 9, 2021.
- [4] H. Syafhita Maharani, I. Kadek, and D. Nuryana, "Role Of Gray Level Co-Occurrence Matrix for Convolution Neural Network Transfer Learning in Coffee Bean Classification," *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 05, 2023.
- [5] M. A. Nugroho and M. M. Sebatubun, "KLASIFIKASI VARIETAS KOPI BERDASARKAN GREEN BEAN COFFEE MENGGUNAKAN METODE MACHINE LEARNING," 2020.
- [6] I. M. Pakaya, R. Radi, and B. Purwantana, "Classification of Roasting Level of Coffee Beans Using Convolutional Neural Network with MobileNet Architecture for Android Implementation," *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*, vol. 13, no. 3, p. 924, Aug. 2024, doi: 10.23960/jtep-l.v13i3.924-932.
- [7] Y. Hafifah, K. Muchtar, A. Ahmadiar, and S. Esabella, "Perbandingan Kinerja Deep

- Learning Dalam Pendeteksian Kerusakan Biji Kopi,” *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 9, no. 6, p. 1928, Dec. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5151.
- [8] L. Hakim *et al.*, “KLASIFIKASI CITRA MOTIF BATIK BANYUWANGI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” 2023. [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>
- [9] T. A. Anu, R. Rosnelly, U. Hasibuan, and P. Bulolo, “KLASIFIKASI FITUR WARNA LEVEL ROASTING BIJI KOPI MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK,” *JURNAL DEVICE*, vol. 13, no. 1, pp. 8–13.
- [10] J. Khatib Sulaiman, A. Regita Azzahra, H. Darwis, and D. Widyawati, “Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode CNN dan Naïve Bayes dengan Fitur GLCM,” *Indonesian Journal of Computer Science Attribution*, vol. 12, no. 4, p. 2183.
- [11] T. D. Satrio and D. Avianto, “APLIKASI PENGENALAN JENIS BIJI KOPI BERDASARKAN GREEN BEAN BERBASIS ANDROID DAN WEBSITE,” *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 3, 2024, doi: 10.46576/djtechno.
- [12] I. Alfiantama, M. I. Kresnawan, and A. P. Handoko, “Klasifikasi Tingkat Roasting Biji Kopi Dengan Metode CNN.”
- [13] P. Adella Maharani and M. Akbar, “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI JENIS KOPI TEMANGGUNG,” 2024.
- [14] M. Murinto, M. Rosyda, and M. Melany, “Klasifikasi Jenis Biji Kopi Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning pada Model VGG16 dan MobileNetV2,” *JRST (Jurnal Riset Sains dan Teknologi)*, vol. 7, no. 2, p. 183, Sep. 2023, doi: 10.30595/jrst.v7i2.16788.
- [15] B. E. Cahyono, A. T. Nugroho, and I. W. Maulinida, “Klasifikasi Jenis Biji Kopi dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM),” *TEKNOTAN*, vol. 16, no. 3, p. 191, Mar. 2023, doi: 10.24198/jt.voll6n3.9.
- [16] E. C. Tinambunan, A. F. Syahra, and N. Hasibuan, “Analisis Faktor Yang Mempengaruhi Minat Milenial Terhadap Boba vs Kopi di Kota Medan,” *Journal of Business and Economics Research (JBE)*, vol. 1, no. 2, pp. 80–86, 2020.
- [17] Y. Nugroho, P. Setyo Nugroho, and T. Yuni Iswati, “PENERAPAN ARSITEKTUR ORGANIK PADA AGROWISATA KOPI DI KABUPATEN TEMANGGUNG,” 2023. [Online]. Available: <https://jurnal.ft.uns.ac.id/index.php/senthong/index>
- [18] A. Niravita *et al.*, “Peningkatan Kapasitas dan Daya Saing UMKM Kopi Di Kabupaten Temanggung Melalui Legalitas Usaha,” *Jurnal Pengabdian kepada Masyarakat Nusantara*, Dec. 2024.
- [19] F. Agustina and Z. A. Ardiansyah, “Identifikasi Citra Daging Ayam Kampung dan Broiler Menggunakan Metode GLCM dan Klasifikasi-NN Image Identification of Local Chicken Meat and Broiler Chicken Meat Using GLCM Method and K-NN Classification,” 2020.
- [20] M. Bramarambika, “Brain Tumor Classification for MR Images Using Hybrid GLCM-LDTP-Le-Net Feature extraction and Bi-LSTM model,” *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 15, no. 2, pp. 116–125, Apr. 2022, doi: 10.22266/ijies2022.0430.12.
- [21] P. Setiaji, K. Adi, and B. Surarso, “Development of Classification Method for Determining Chicken Egg Quality Using GLCM-CNN Method,” *Ingenierie des Systemes d’Information*, vol. 29, no. 2, pp. 397–407, Apr. 2024, doi: 10.18280/isi.290201.
- [22] D. Iswantoro and D. Handayani UN, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, p. 900, Jul. 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i2.2065.
- [23] U. Sri Rahmadhani and N. Lysbetti Marpaung, “Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN,” vol. 8, no. 2, 2023.
- [24] M. Akbar, “Pengenalan rambu lalu lintas menggunakan convolutional neural networks,” *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 9, no. 2, pp. 120–125, Apr. 2021.
- [25] M. Akbar, A. S. Purnomo, and S. Supatman, “Multi-Scale Convolutional Networks untuk Pengenalan Rambu Lalu Lintas di Indonesia,” *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 11, no. 3, pp. 310–315, Dec. 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1452.