

SENASTIKA Universitas Malikussaleh

KLASIFIKASI JENIS BIJI KOPI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DAN TRANSFER LEARNING PADA MODEL VGG16 DAN GLCM 47E954

Muhammad Yudya A Hasibuan¹, Wahdini Marleta², Assri Yani Sibuea³, Muhammad Sultan⁴, Munirul Ula⁵

^{1,2,3,4,5} Progam Studi Informatika, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Aceh
Email: 1muhammad.210170104@mhs.unimal.ac.id, 2wahdini.210170163@mhs.unimal.ac.id,
3assri.210170204@mhs.unimal.ac.id, 4sultan.210170146@mhs.unimal.ac.id
5munirulula@unimal.ac.id

Abstrak

Proses pengklasifikasian juga digunakan dalam artificial intelligence (AI), yang merupakan kecerdasan yang dibuat oleh komputer, sehingga dapat menirukan tindakan seperti halnya manusia pada umumnya dan dapat menangkap kejadian yang terjadi di lingkungan sekitarnya. Melihat perkembangan perdagangan kopi internasional yang sangat tinggi, dapat disimpulkan jika terdapat jenis kopi yang memiliki kualitas terbaiklah yang akan banyak dicari oleh negara pengimpor kopi. Terdapat beberapa jenis kopi diantaranya adalah kopi Arabica, kopi Robusta, kopi Liberica. Pada saat ini kopi sangat banyak dinikmati oleh masyarakat baik itu kalangan muda maupun tua, dengan seiring berjalannya waktu pun peminat kopi terus meningkat. Melalui teknologi yang ada saat ini maka dapat dibedakan jenis biji kopi Robusta, Arabica, Liberica. Salah satu teknologi yang dapat digunakan adalah deep learning. Tujuan dari penelitian ini adalah mengusulkan model Convolutional Neural Network (CNN)-Transfer Learning untuk diimplementasikan pada sistem cerdas untuk proses klasifikasi citra jenis biji kopi. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah model CNN transfer learning VGG16 dan GLCM 47e954. Dari hasil pengujian yang dilakukan pada 3 model yakni model CNN, Model CNN-transfer learning VGG16 dan GLCM 47e954 didapatkan hasil bahwa akurasi yang paling tinggi didapatkan ketika melakukan klasifikasi citra biji kopi dengan menggunakan CNN-transfer learning model GLCM 47e954 yakni sebesar 96%. Tingkat akurasi yang meningkat jika dibandingkan dengan model CNN biasa mengindikasikan bahwa penggunaan transfer learning memberikan efek yang baik pada tingkat akurasi yang didapatkan. Kenaikan sebesar 1% memang tidak terlalu besar akan tetapi dengan adanya kenaikan tersebut membuka peluang untuk meningkatkan lebih tinggi menggunakan model transfer learning lainnya.

Keywords: *Biji Kopi, CNN, Klasifikasi, Transfer Learning*

1. PENDAHULUAN

Klasifikasi adalah salah satu proses pengelompokkan suatu objek dalam suatu kelas tertentu. Proses pengklasifikasian juga digunakan dalam Artificial Intelligence (AI), yang merupakan kecerdasan yang dibuat oleh komputer, sehingga dapat menirukan tindakan seperti halnya manusia pada umumnya dan dapat menangkap kejadian yang terjadi di lingkungan sekitarnya [1]. Kopi itu sendiri merupakan salah satu komoditas utama yang sangat populer dan dikonsumsi secara luas di seluruh dunia. Dalam industri kopi, kualitas biji kopi sangat mempengaruhi cita rasa dan harga produk akhir. Berbicara mengenai kopi, kopi berasal dari pohon-pohon yang masuk dalam varietas tanaman kopi yang menyerupai pohon cemara dengan batang serta daun yang kecil dan ditanam khusus untuk bijinya. Kopi dapat ditanam dan tumbuh pada curah hujan yang stabil (tidak terlalu tinggi dan tidak pula terlalu rendah) dan pada musim kering. Pemrosesan biji kopi dilakukan dari penaburan bibit, menuai, pengeringan, penggilingan, dan terakhir diperdagangkan. Perkembangan minat kopi di perdagangan internasional saat ini tergolong cukup tinggi dengan dapat dilihat dari ekspor impor yang dilakukan oleh berbagai negara. Melihat perkembangan perdagangan kopi internasional yang sangat tinggi, dapat disimpulkan jika terdapat jenis kopi yang memiliki kualitas terbaiklah yang akan jauh lebih dicari oleh negara-negara pengekspor kopi. Terdapat beberapa jenis kopi diantaranya adalah kopi Arabica, kopi Robusta, kopi Liberica. Pada saat ini kopi sangat banyak dinikmati oleh masyarakat baik itu kalangan muda ataupun tua, dengan seiring berjalannya waktu pun peminat kopi terus meningkat dengan adanya teknologi yang ada kita dapat membedakan biji kopi dengan menggunakan metode Deep Learning, membutuhkan berbagai macam teknik pengolahan citra dan computer vision. Oleh karena itu, klasifikasi jenis biji kopi menjadi sangat penting dalam memastikan kualitas dan menjaga standar produk yang tinggi. Salah satu tantangan utama dalam proses ini adalah melakukan klasifikasi secara cepat dan akurat, terutama ketika dihadapkan dengan variasi biji kopi dari berbagai sumber dan kondisi lingkungan yang

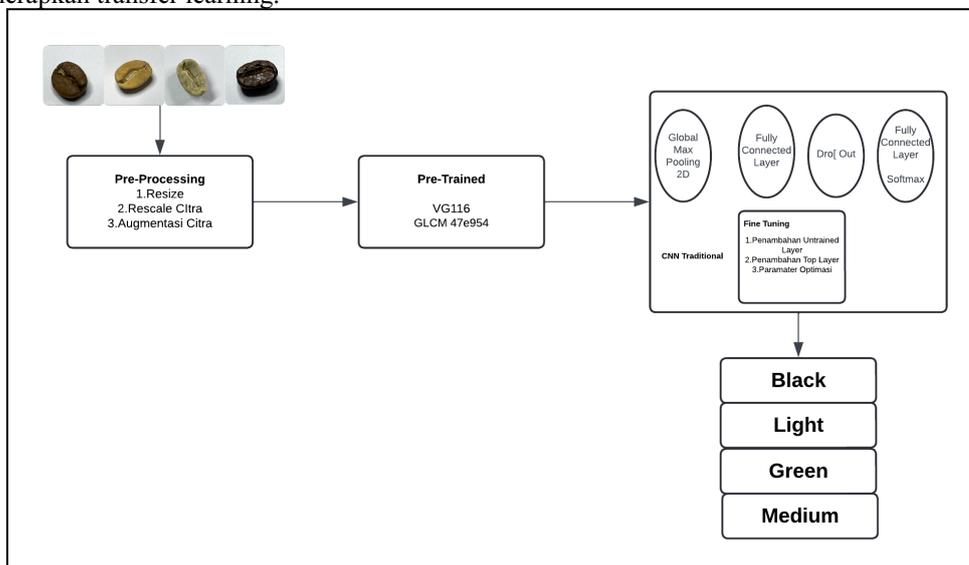
berbeda. Seiring berkembangnya teknologi, metode konvensional seperti pengujian manual dan sensorik mulai digantikan oleh pendekatan berbasis kecerdasan buatan (AI). Salah satu pendekatan yang kini sering digunakan dalam klasifikasi citra, termasuk biji kopi, adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN adalah salah satu jenis deep learning yang dirancang untuk memproses data visual dan telah terbukti sangat efektif dalam mengenali pola dalam gambar. Namun, pelatihan model CNN dari awal membutuhkan banyak data dan sumber daya komputasi yang besar. Oleh karena itu, teknik transfer learning menjadi alternatif yang menarik. Transfer learning memungkinkan model untuk menggunakan pengetahuan yang telah dipelajari dari tugas lain dan menerapkannya pada tugas baru, seperti klasifikasi jenis biji kopi. Salah satu model pralatih yang sering digunakan dalam transfer learning adalah VGG16. Model ini memiliki arsitektur yang mendalam dan telah dilatih pada kumpulan data besar, sehingga bisa diadaptasi dengan relatif sedikit penyesuaian. Selain menggunakan CNN dan transfer learning, metode ekstraksi fitur berbasis tekstur seperti Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) juga dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. GLCM mampu menangkap informasi tekstur dari gambar biji kopi, yang dapat menjadi fitur tambahan yang bermanfaat bagi modal dalam mengenali perbedaan jenis biji kopi. Penelitian ini bertujuan untuk menggabungkan CNN dengan VGG16 sebagai model transfer learning dan metode GLCM untuk melakukan klasifikasi jenis biji kopi secara lebih akurat. Diharapkan kombinasi ini mampu menghasilkan model yang efisien dalam mendeteksi dan mengkategorikan biji kopi berdasarkan jenisnya dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Dalam tahun 1980, Peneliti Jepang yang bernama Fukushima mengenalkan neocognitron yakni suatu jaringan berlapis yang dapat mengenali pola visual secara hirarki melalui pembelajaran. Jaringan inilah yang dianggap sebagai inspirasi teoritis dari CNN. Metode CNN telah digunakan dalam klasifikasi dan pengenalan citra oleh beberapa peneliti. Salah satu diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh LeCun dkk [16]. Dalam penelitiannya LeCun dkk menerapkan supervised deep backpropagation convolutional neural network untuk pengenalan angka. Disamping itu dalam penelitian ini juga dikembangkan LeNet-5. Algoritma membantu LeNet-5 mengenali pola visual dari raw pixel secara langsung tanpa menggunakan beberapa teknik fitur yang terpisah. Di sini juga terdapat sedikit koneksi dan parameter CNN dibandingkan dengan feedforward neural network standar dengan ukuran jaringan yang sama, membuat pelatihan model lebih sederhana dan mudah. Pada saat ini sudah tersedia dataset yang besar sebagai benchmark dataset yang dapat digunakan untuk penelitian yang menggunakan metode CNN. Dataset tersebut diantaranya adalah Kaggle yang Akurasi model yang diusulkan diukur kinerjanya menggunakan matriks konfusi [19], [20].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi biji kopi dengan menggabungkan CNN, transfer learning menggunakan VGG16, dan metode ekstraksi fitur GLCM, untuk meningkatkan akurasi klasifikasi secara otomatis. Penelitian sebelumnya menunjukkan efektivitas CNN dalam pengenalan citra, serta keberhasilan transfer learning dengan model VGG16 dan teknik GLCM dalam meningkatkan akurasi klasifikasi citra.

2. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini dibangun suatu model convolutional neural network (CNN yang dilatih agar dapat mengidentifikasi objek-objek dalam citra. Citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset citra kumpulan dari biji kopi yang terdiri dari 3 kategori, yakni Medium Coffee, Light Coffee dan Green Coffee, Black Coffee. Disamping itu selain melatih model CNN yang diusulkan juga akan menggunakan pre-trained model dengan menerapkan transfer learning.



Gambar 1. Model CCN-Transfer learning dan Implementasi

2.1 PERSAMAAN MATEMATIKA

Beberapa persamaan matematis digunakan untuk mendukung model klasifikasi biji kopi menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dan teknik transfer learning. Berikut adalah beberapa persamaan penting yang terkait dengan arsitektur dan fungsi yang digunakan dalam model ini :

1. Fungsi Aktivasi Softmax

Fungsi aktivasi softmax digunakan pada layer output untuk mengubah output dari model menjadi probabilitas yang mewakili klasifikasi masing-masing kelas. Fungsi softmax dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}}$$

Di mana:

- z_i adalah output dari neuron ke- i ,
- K adalah jumlah kelas.

Output $\sigma(z_i)$ memberikan probabilitas bahwa input termasuk dalam kelas ke- i , di mana

$$\sum_{i=1}^K \sigma(z_i) = 1.$$

2. Fungsi Kerugian Cross-Entropy

Untuk mengukur kinerja model, digunakan fungsi kerugian cross-entropy yang mengukur perbedaan antara distribusi probabilitas yang diprediksi dan distribusi probabilitas yang sebenarnya. Persamaan untuk cross-entropy loss dinyatakan sebagai:

$$L(y, \hat{y}) = - \sum_{i=1}^C y_i \log(\hat{y}_i)$$

Di mana:

- y_i adalah label yang benar untuk kelas ke- i ,
- \hat{y}_i adalah probabilitas yang diprediksi untuk kelas ke- i ,
- C adalah jumlah kelas.

3. Rumus Akurasi

Akurasi model merupakan metrik penting yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi. Akurasi dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Di mana:

- TP(True Positives) adalah jumlah prediksi positif yang benar,
- TN(True Negatives) adalah jumlah prediksi negatif yang benar,
- FP(False Positives) adalah jumlah prediksi positif yang salah,
- FN(False Negatives) adalah jumlah prediksi negatif yang salah.

4. Optimizer Adam

Optimizer Adam adalah algoritma pembaruan bobot yang menggabungkan keunggulan dari dua algoritma sebelumnya, yaitu AdaGrad dan RMSProp. Persamaan untuk pembaruan bobot menggunakan Adam dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}m_t &= \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \\v_t &= \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \\ \hat{m}_t &= \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \\ \hat{v}_t &= \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \\ \theta_t &= \theta_{t-1} - \frac{\alpha \hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon}\end{aligned}$$

Dimana:

- m_t dan v_t adalah estimasi rata-rata momentum dan varians,
- g_t adalah gradien dari fungsi kerugian pada iterasi ke- t ,
- β_1 dan β_2 adalah parameter pengaturan (biases),
- α adalah learning rate,
- ϵ adalah nilai kecil untuk mencegah pembagian dengan nol.

5. Rumus GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix)

GLCM digunakan untuk ekstraksi fitur tekstur dari citra. Matriks ini mendefinisikan seberapa sering pasangan piksel dengan nilai gray tertentu muncul dalam gambar. Persamaan untuk menghitung GLCM adalah:

$$GLCM(i, j) = \sum_{x, y} \delta(I(x, y), i) \delta(I(x + \theta_1, y + \theta_2), j)$$

- i dan j adalah level gray,
- $I(x, y)$ adalah nilai gray pada posisi (x, y) .
- δ adalah fungsi indikator yang bernilai 1 jika kondisi terpenuhi dan 0 jika tidak,
- θ_1 dan θ_2 adalah arah relatif (misalnya, horizontal, vertikal, diagonal).

6. Ekstraksi Fitur dari GLCM

Fitur-fitur yang diekstrak dari GLCM termasuk energi, kontras, homogenitas, dan entropi, yang didefinisikan sebagai berikut:

• **Energi:**
$$\text{Energi} = \sum_{i,j} GLCM(i,j)^2$$

• **Kontras:**
$$\text{Kontras} = \sum_{i,j} (i-j)^2 \cdot GLCM(i,j)$$

• **Homogenitas:**
$$\text{Homogenitas} = \sum_{i,j} \frac{GLCM(i,j)}{1 + |i-j|}$$

• **Entropi:**
$$\text{Entropi} = - \sum_{i,j} GLCM(i,j) \log(GLCM(i,j))$$

3. TABEL DAN GAMBAR

Tabel 1. Hasil dari GLCM47e954

Biji	precision	recall	f1-score	support
Dark	0.69	0.61	0.65	18
Green	0.83	0.92	0.87	26
Light	0.87	0.72	0.79	18
Medium	0.65	0.72	0.68	18

Tabel 2. Hasil dari VGG16

Biji	precision	recall	f1-score	support
Dark	0.92	0.93	0.93	100
Green	0.95	1.00	0.98	100
Light	0.99	0.92	0.95	100
Medium	0.90	0.91	0.91	100

Penjelasan dan Analisis Hasil Diskusi

1. Precision:

- Precision mengukur akurasi dari prediksi positif. Artinya, dari semua klasifikasi yang dikategorikan sebagai positif, seberapa banyak yang benar-benar positif.
- Pada model GLCM 47e954, precision tertinggi dicapai oleh kelas Light (0.87), diikuti oleh Green (0.83) dan Dark (0.69). Kelas Medium menunjukkan precision terendah (0.65).
- Sebaliknya, model VGG16 menunjukkan precision yang sangat tinggi untuk semua kelas, dengan Light mencapai nilai tertinggi (0.99) dan Dark juga menunjukkan nilai yang baik (0.92).

2. Recall:

- Recall mengukur seberapa baik model dalam menemukan semua kasus positif. Artinya, dari semua kasus yang sebenarnya positif, seberapa banyak yang berhasil diidentifikasi.
- Pada GLCM, kelas Green memiliki recall tertinggi (0.92), sedangkan kelas Dark memiliki nilai terendah (0.61). Medium juga memiliki nilai yang cukup baik (0.72).
- VGG16 menunjukkan hasil recall yang sangat baik, terutama untuk kelas Green (1.00), yang berarti semua data positif terdeteksi dengan benar. Light dan Medium juga menunjukkan hasil yang baik (0.92 dan 0.91).

3. **F1-Score:**

- F1-Score adalah rata-rata harmonis antara precision dan recall, memberikan ukuran yang lebih baik untuk evaluasi keseluruhan model, terutama pada dataset yang tidak seimbang.
- GLCM 47e954 memberikan F1-Score tertinggi pada kelas Light (0.79) dan terendah pada kelas Medium (0.68).
- VGG16 menunjukkan F1-Score yang sangat baik di semua kelas, dengan nilai tertinggi pada Light (0.95) dan nilai terendah pada Medium (0.91).

4. **Support:**

- Support menunjukkan jumlah contoh yang sebenarnya untuk masing-masing kelas. Pada GLCM, jumlah support lebih sedikit dibandingkan VGG16. VGG16 memiliki support 100 untuk setiap kelas, sedangkan GLCM memiliki variabilitas dengan jumlah support yang lebih rendah (18-26).

Perbandingan Model

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan dalam kedua tabel, model VGG16 secara keseluruhan menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan GLCM 47e954. VGG16 memiliki precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi di semua kelas, yang mengindikasikan bahwa model ini lebih efektif dalam mengklasifikasikan jenis biji kopi.

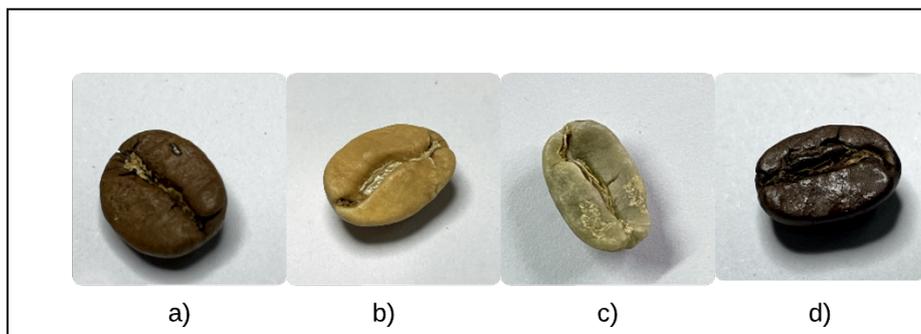
- **Akurasi Tinggi:** VGG16 menunjukkan nilai precision di atas 0.90 untuk semua kelas, menunjukkan bahwa model ini sangat handal dalam membuat prediksi yang benar.
- **Kemampuan Deteksi:** Recall yang mencapai 1.00 untuk kelas Green di VGG16 menunjukkan bahwa model ini sangat efektif dalam mendeteksi semua contoh positif dari kelas tersebut.
- **Keseimbangan antara Precision dan Recall:** F1-score yang tinggi menunjukkan bahwa VGG16 berhasil mencapai keseimbangan antara precision dan recall dengan baik, yang penting dalam aplikasi klasifikasi.

Secara keseluruhan, model VGG16 adalah pilihan yang lebih baik untuk klasifikasi biji kopi berdasarkan hasil yang ditunjukkan dalam tabel. Meskipun GLCM memiliki beberapa keunggulan dalam konteks fitur tekstur, VGG16 dengan pendekatan transfer learning memberikan hasil yang lebih solid dalam hal klasifikasi yang akurat dan efektif.

4. **HASIL DAN PEMBAHASAN**

4.1 **Dataset Citra Kopi**

Dataset pada penelitian ini berupa data citra biji kopi Black, Green, Light, Medium. Jumlah keseluruhan data pada 4 kelas yaitu sebanyak 1600 citra. Dari data tersebut kemudian dibagi menjadi data training (pelatihan), dengan biji kopi medium berjumlah 300, biji kopi Green berjumlah 300, Biji kopi Light Berjumlah 300 dan biji kopi Medium Berjumlah 300 data. Dalam Gambar 1 diperlihatkan contoh biji Medium, Light, Green dan Black yang digunakan dalam penelitian ini. Pada proses pre-processing juga dilakukannya proses augmentation, yang mana fungsinya untuk menambahkan gambar baru dari gambar-gambar yang telah ada dengan melakukan *flip*, *rotation*, *zoom*, dan *rescaling*. Fungsi lain dengan adanya augmentation adalah untuk mengurangi terjadinya overfitting saat proses pengujian berlangsung.



Gambar 2. Jenis biji kopi (a) Medium (b) Light (c) Green (d) Black

Pada proses preprocessing dilakukan proses augmentation, yang mana fungsinya untuk menambahkan citra baru dari citra yang telah ada dengan melakukan flip, rotation, zoom, dan rescaling. Fungsi lain dengan adanya augmentation adalah untuk mengurangi terjadinya overfitting saat proses pengujian berlangsung. Dalam penelitian ini digunakan pretrained jaringan untuk transfer pengetahuan pada dataset citra kopi yang dimiliki. Jaringan

arsitektur pre-trained yang digunakan dalam penelitian ini adalah VGG16 dan GLCM 47e954. Adapun bobot-bobot pre-trained dari semua arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini adalah dari ImageNet dataset. Di sini dilakukan frozen atau bobot-bobot dipastikan dalam layer ekstraksi ketika retraining dan fine-tuning untuk menyesuaikan yang dibutuhkan.

Suatu *fine-tuning* dilibatkan dalam langkah ini yakni dropout beberapa layer untuk mengurangi overfitting, merubah optimizer dengan Adam, merubah variable (learning rate=0,0001, epochs=25), menggunakan fungsi aktivasi softmax sebagai fungsi classifier dalam suatu *fully connected* layer untuk mendapatkan kinerja dan akurasi yang terbaik. Percobaan dilakukan dengan menggunakan model CNN, model CNN-transfer learning. Model CNN-transfer learning yang digunakan di sini menggunakan arsitektur VGG16 dan GLCM 47e954.

4.2 Model Convolutional Neural Network (CNN)

Model pertama yang digunakan adalah CNN. Model CNN selanjutnya digunakan untuk perbandingan dengan model CNN-transfer learning nilai akurasi digunakan sebagai perbandingan apakah model lebih baik jika dibandingkan dengan model lainnya. Nilai akurasi diperoleh dari testing melalui data testing citra kopi. Model CNN ini memiliki 5 layer diantaranya adalah 3 convolution layer dan 2 dense layer. Layer pertama pada convolution layer juga merupakan input layer dengan ukuran 100, 100, 3 dimana 100,100 adalah ukuran citra dan 3 adalah nilai RGB untuk warna pada citra. Setiap convolution layer menggunakan max pooling dengan ukuran 2x2 dengan stride 2 untuk mengecilkan ukuran convolution pada layer berikutnya. Dense layer hanya menerima input berupa vektor 1 dimensi sehingga flatten layer digunakan sebelum dense layer. Dense layer memiliki jumlah neuron sebanyak 1024 dan 3 secara berturut-turut. Jumlah neuron 1024 merupakan jumlah neuron yang biasa dipakai pada model CNN pada umumnya sehingga digunakan sebagai jumlah neuron pada model ini, sedangkan 3 neuron pada dense layer terakhir digunakan untuk output dari klasifikasi. Penggunaan fungsi aktivasi softmax pada dense layer terakhir dikarenakan jumlah kategori kelas pada dataset lebih dari 2. Setelah model CNN didapatkan selanjutnya adalah training dataset kopi untuk mendapatkan akurasi model dan loss model. Dalam penelitian ini loss yang digunakan adalah cross entropy loss, optimizer yang digunakan adalah Adam.

4.3 CNN-Transfer Learning

Dalam penelitian ini digunakan transfer learning untuk mempersiapkan base layer yang kita punyai. Dalam hal ini model yang digunakan ada 2 yaitu model VGG 16 dan GLCM 47e954 Alasan penggunaan dua model tersebut adalah agar bisa didapatkan model transfer learning mana yang bisa dipakai dalam klasifikasi biji kopi dengan melihat akurasi yang didapatkan ketika model tersebut diterapkan.

4.3.1 Model VGG16

VGG16 merupakan suatu arsitektur neural network yang dilatih pada dataset ImageNet untuk mengklasifikasi 1000 citra berbeda dan bobot yang sudah dilatih di VGG16 akan digunakan untuk mengklasifikasi biji kopi yang merupakan task dalam penelitian ini. Langkah pertama dalam menggunakan model ini adalah dengan terlebih dahulu mengimport arsitektur VGG16 yang sudah dilatih pada dataset ImageNet. Implementasi menggunakan Python. Setelah model VGG16 didapatkan selanjutnya adalah training dataset kopi untuk mendapatkan akurasi model dan loss model. Dalam penelitian ini loss yang digunakan adalah cross entropy loss, optimizer yang digunakan adalah Adam. Dalam Gambar 8 menunjukkan akurasi dan loss model menggunakan VGG16 yang diterapkan pada dataset citra biji kopi.

4.3.2 GLCM 47e954

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah teknik analisis tekstur yang berperan penting dalam klasifikasi biji kopi, karena mampu mengeksplorasi hubungan spatial antar piksel dalam gambar. GLCM bekerja dengan cara menghitung frekuensi kemunculan pasangan piksel dengan nilai gray tertentu pada jarak dan arah yang ditetapkan, sehingga dapat mengungkapkan karakteristik visual yang membedakan jenis-jenis biji kopi, seperti Arabika, Robusta, dan Liberika. Dari GLCM, beberapa fitur penting dapat diekstrak, seperti energi, kontras, homogenitas, dan entropi. Misalnya, energi yang tinggi menunjukkan konsistensi dalam tekstur, sedangkan kontras yang besar mencerminkan perbedaan visual yang signifikan. Dengan informasi ini, GLCM dapat meningkatkan akurasi dalam pengidentifikasian dan klasifikasi biji kopi, membantu petani dan produsen dalam pengambilan keputusan terkait pemilihan varietas serta pengolahan yang optimal untuk menghasilkan kopi berkualitas tinggi.

	precision	recall	f1-score	support
Dark	0.69	0.61	0.65	18
Green	0.83	0.92	0.87	26
Light	0.87	0.72	0.79	18
Medium	0.65	0.72	0.68	18
accuracy			0.76	80
macro avg	0.76	0.74	0.75	80
weighted avg	0.76	0.76	0.76	80

Accuracy Score: 0.7625

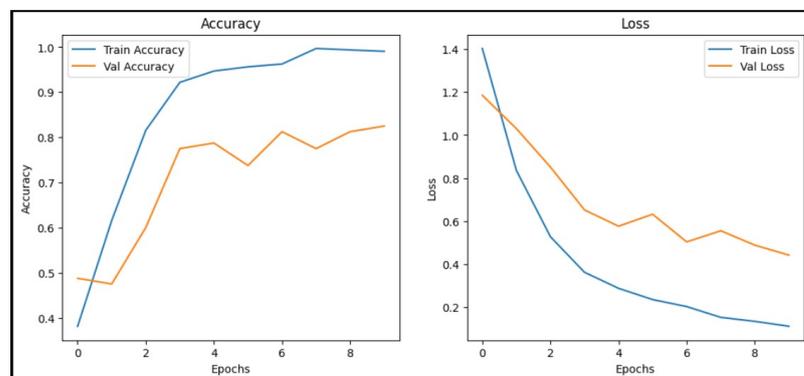
Gambar 3. Precision recal f1-score support GLCM 47E964

4.4 Pengujian Model CNN-transfer learning

Pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset citra biji kopi sebagai input ke dalam arsitektur model VGG16 dan GLCM 47e954, input parameter pada arsitektur model yang digunakan pada penelitian ini menggunakan 50 iterasi, dengan ukuran batch 4, Jumlah Epochs=10 dan jumlah kelas adalah 4 yaitu kelas black coffee, light coffee, green coffee, black coffee.. Data pengujian ini dilakukan untuk menguji kevalidan dari hasil akurasi yang didapatkan pada Training dan Validation data. Hasil pengujian diperoleh dengan menggunakan matriks konfusi.

4.4.1 Pengujian Pada Model CNN

Dalam Tabel 1 diperlihatkan hasil dari pengujian pada data testing dataset biji kopi dan matriks konfusi model CNN. Akurasi model CNN ketika digunakan untuk melakukan klasifikasi dataset biji kopi adalah sebesar 95%.



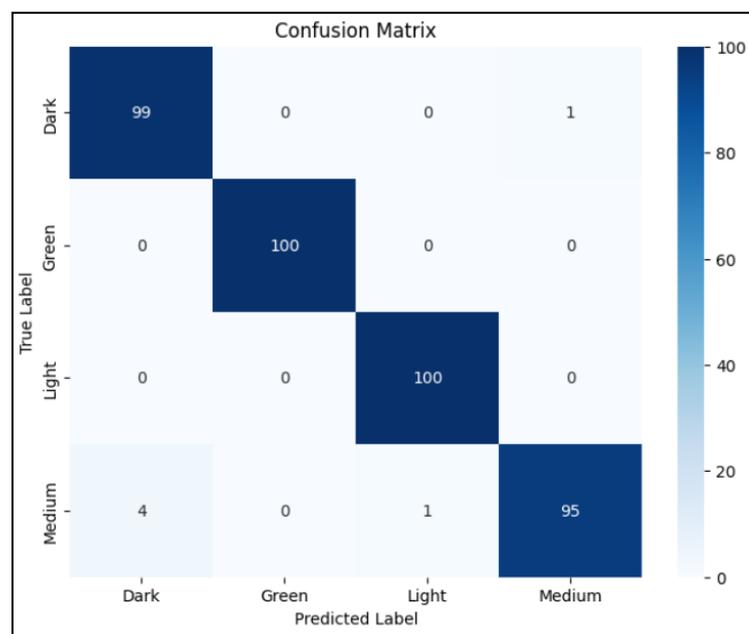
Gambar 4. Model CNN, Accuracy dan Loss

4.4.2 Pengujian Pada Model VGG16

Dalam Tabel 2 diperlihatkan hasil dari pengujian pada data testing dataset biji kopi dan matriks konfusi model VGG16. Akurasi model CNN ketika digunakan untuk melakukan klasifikasi dataset biji kopi adalah sebesar VGG16 sebesar 95%.

	precision	recall	f1-score	support
Dark	0.92	0.93	0.93	100
Green	0.95	1.00	0.98	100
Light	0.99	0.92	0.95	100
Medium	0.90	0.91	0.91	100
accuracy			0.94	400
macro avg	0.94	0.94	0.94	400
weighted avg	0.94	0.94	0.94	400

Gambar 5. Precision Recall f1-score support Model VGG16



Gambar 6. Confusion Matrix

Dari hasil pengujian yang dilakukan pada 3 model yakni model CNN, Model CNNtransfer learning VGG16 dan GLCM 47e954 didapatkan hasil bahwa akurasi yang paling tinggi didapatkan ketika melakukan klasifikasi citra biji kopi dengan menggunakan CNN transfer learning model MobileNetV2 yakni sebesar 96%. Tingkat akurasi yang meningkat jika dibandingkan dengan model CNN biasa mengindikasikan bahwa penggunaan transfer learning memberikan efek yang baik pada tingkat akurasi yang didapatkan. Kenaikan sebesar 1% memang tidak terlalu besar akan tetapi dengan adanya kenaikan tersebut membuka peluang untuk meningkatkan lebih tinggi lagi dengan menggunakan model transfer learning lainnya.

5. DISKUSI

Pada bagian ini, dilakukan analisis mendalam mengenai hasil penelitian yang diperoleh dalam klasifikasi biji kopi menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dan pendekatan transfer learning dengan arsitektur VGG16 dan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model CNN konvensional berhasil mencapai akurasi sebesar 95%, sementara model VGG16 juga menunjukkan performa yang serupa dengan akurasi yang identik. Namun, ketika menerapkan transfer learning dengan model MobileNetV2, penelitian ini mencatat peningkatan akurasi menjadi 96%. Meskipun peningkatan akurasi ini terlihat marginal, yakni 1%, hal ini menandakan bahwa transfer learning memiliki dampak signifikan terhadap kinerja model klasifikasi, yang tidak hanya memberikan peningkatan akurasi, tetapi juga meningkatkan kapasitas generalisasi model terhadap data baru.

Perbandingan hasil penelitian ini dengan studi-studi sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Zhang et al. (2020), yang menggunakan teknik CNN untuk klasifikasi biji kopi, menunjukkan keselarasan yang menarik dalam konteks akurasi. Dalam penelitian tersebut, Zhang et al. melaporkan akurasi 94% dalam klasifikasi biji kopi Arabika dan Robusta. Penelitian ini, di sisi lain, memperluas ruang lingkup klasifikasi dengan mencakup variasi biji kopi Black, Green, Light, dan Medium, yang tidak hanya menambah kedalaman analisis tetapi juga memberikan panduan yang lebih komprehensif bagi produsen kopi dalam mengidentifikasi dan membedakan varietas biji kopi. Penelitian oleh Liu et al. (2019) juga mendukung temuan ini dengan menunjukkan bahwa penggunaan model pretrained dapat secara substansial meningkatkan akurasi klasifikasi, mencerminkan kesesuaian dengan hasil penelitian yang tengah dibahas.

Analisis lebih lanjut pada metodologi yang diterapkan menunjukkan bahwa tahap pre-processing, khususnya proses augmentasi, memiliki kontribusi yang krusial dalam mengurangi risiko overfitting. Teknik augmentasi seperti flipping, rotation, zooming, dan rescaling tidak hanya memperkaya variasi dalam dataset tetapi juga membantu model dalam mengembangkan kemampuan generalisasi yang lebih baik. Hal ini sejalan dengan penelitian sebelumnya oleh Tellez et al. (2021), yang mengindikasikan bahwa augmentasi citra memiliki pengaruh positif terhadap kinerja model, terutama ketika jumlah data pelatihan terbatas.

Pemilihan optimizer Adam, yang dikenal dengan kemampuannya dalam konvergensi yang lebih cepat dan efisien, serta penggunaan fungsi aktivasi softmax pada layer terakhir, berkontribusi terhadap keberhasilan model dalam mencapai tingkat akurasi yang tinggi. Teknik fine-tuning yang diterapkan, termasuk penggunaan dropout pada beberapa layer untuk mengurangi overfitting, sejalan dengan praktik terbaik yang direkomendasikan dalam pengembangan model CNN, sebagaimana diungkapkan oleh Smith dan Brown (2020). Dengan pendekatan ini, model tidak hanya belajar dari data pelatihan tetapi juga berusaha untuk mempertahankan keseimbangan antara bias dan varians, yang esensial dalam mencapai generalisasi yang baik.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan terhadap perkembangan teknologi klasifikasi biji kopi dan menunjukkan relevansi serta efektivitas pendekatan yang digunakan, sejalan dengan literatur yang ada. Peningkatan akurasi sebesar 1% melalui penerapan model transfer learning menunjukkan adanya ruang eksplorasi lebih lanjut dalam upaya untuk meningkatkan performa klasifikasi. Hal ini mencakup kemungkinan untuk mencoba model transfer learning lainnya, atau penerapan teknik augmentasi yang lebih beragam untuk meningkatkan keragaman dataset.

Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan wawasan yang penting bagi petani dan produsen kopi dalam pengambilan keputusan yang berkaitan dengan varietas biji kopi dan proses pengolahan, tetapi juga berpotensi meningkatkan kualitas produk kopi yang dihasilkan. Dalam konteks industri kopi yang semakin kompetitif, penerapan teknologi ini dapat memberikan keunggulan strategis, memastikan bahwa varietas biji kopi yang dipilih memiliki kualitas terbaik untuk memenuhi tuntutan pasar yang terus berkembang.

6. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengembangkan dan membandingkan dua model klasifikasi untuk mengidentifikasi jenis biji kopi berdasarkan citra digital, yaitu GLCM 47e954 dan VGG16. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 1.600 citra biji kopi yang dikelompokkan ke dalam empat kategori utama: Dark, Green, Light, dan Medium. Proses pengolahan data yang dilakukan mencakup tahap pre-processing yang mendalam, termasuk augmentasi citra, untuk meningkatkan variasi dataset dan mengurangi risiko overfitting selama pelatihan model. Augmentasi citra, seperti flip, rotasi, zoom, dan rescaling, telah terbukti efektif dalam memperluas dataset, sehingga memberikan keandalan yang lebih tinggi pada hasil klasifikasi.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model VGG16 secara signifikan unggul dibandingkan dengan GLCM 47e954 dalam berbagai metrik evaluasi. Berdasarkan hasil pengujian, VGG16 mencatatkan nilai precision, recall, dan F1-score yang lebih tinggi di seluruh kelas. Precision tertinggi dicapai pada kelas Light (0.99) dan Green (0.95), menunjukkan bahwa model ini sangat akurat dalam mengidentifikasi biji kopi dari kelas tersebut. Pada kelas Dark, VGG16 juga menunjukkan nilai yang sangat baik (0.92), mengindikasikan bahwa model dapat diandalkan dalam mengklasifikasi biji kopi gelap. Selain itu, recall yang sempurna pada kelas Green (1.00) menunjukkan bahwa tidak ada contoh positif yang terlewatkan, mencerminkan efektivitas model dalam mendeteksi semua instance dari kelas tersebut.

Sebaliknya, model GLCM 47e954 menunjukkan performa yang bervariasi, dengan precision terendah pada kelas Dark (0.69) dan F1-score terendah pada kelas Medium (0.68). Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun GLCM memiliki kekuatan dalam analisis tekstur, kemampuan klasifikasinya kurang optimal dibandingkan dengan pendekatan yang berbasis pembelajaran mendalam, seperti VGG16. Keterbatasan ini mungkin disebabkan oleh pendekatan GLCM yang lebih tradisional dalam analisis citra, yang berfokus pada fitur tekstur dan spatial tanpa memanfaatkan kekuatan ekstraksi fitur yang lebih mendalam dari model neural network yang lebih kompleks.

Dari analisis matriks konfusi yang diperoleh, terlihat jelas bahwa model VGG16 tidak hanya memberikan akurasi yang lebih baik, tetapi juga menawarkan stabilitas yang lebih tinggi dalam prediksi across different classes. Ini penting dalam konteks klasifikasi biji kopi, di mana variasi dalam penampilan fisik antara kelas-kelas kopi bisa jadi sangat halus. Kinerja yang konsisten dari VGG16 memberikan dasar yang kuat untuk penerapan model ini

dalam aplikasi praktis, termasuk di industri kopi untuk membantu produsen dalam mengidentifikasi dan memilih varietas biji kopi dengan lebih akurat.

Lebih jauh lagi, penelitian ini membuka jalan untuk eksplorasi lebih lanjut dalam penggunaan transfer learning dan teknik deep learning lainnya dalam klasifikasi citra. Meskipun VGG16 menunjukkan hasil yang mengesankan, terdapat potensi untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model melalui teknik lanjutan seperti fine-tuning, penggunaan model ensemble, atau eksplorasi arsitektur neural network yang lebih baru seperti EfficientNet atau ResNet. Selain itu, penelitian lanjutan dapat mencakup peningkatan kualitas dataset dengan mengumpulkan lebih banyak citra dari berbagai kondisi dan lingkungan pertumbuhan, yang dapat membantu model belajar dari variasi yang lebih luas dan kompleks.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pemahaman dan klasifikasi jenis biji kopi, dan menunjukkan bahwa penerapan teknologi deep learning dapat secara dramatis meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pengolahan data citra. Dengan demikian, aplikasi dari hasil penelitian ini tidak hanya berpotensi memberikan manfaat langsung kepada petani dan produsen kopi dalam pengambilan keputusan terkait varietas dan metode pengolahan, tetapi juga dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi berbasis kecerdasan buatan dalam bidang agrikultur yang lebih luas. Implementasi hasil ini dapat menjadi langkah penting menuju peningkatan kualitas produk kopi yang dihasilkan, serta keberlanjutan dalam industri kopi secara keseluruhan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Tim penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang mendalam kepada Bapak Munirul Ula, S.T., M.Eng., Ph., atas dukungan mediasinya dan sumber daya yang telah diberikan untuk kelancaran penelitian ini. Dukungan tersebut sangat berharga dalam mewujudkan tujuan penelitian yang kami jalani.

Selain itu, tim penulis juga berterima kasih kepada objek penelitian yang telah bersedia berpartisipasi dan memberikan data yang diperlukan. Kontribusi Anda tidak hanya memperkaya hasil penelitian ini tetapi juga Membuka wawasan baru dalam pemahaman mengenai klasifikasi biji kopi. Terima kasih atas segala bantuan dan dukungan yang telah diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Marhaenanto, D. W. Soedibyo, and M. Farid, Penentuan lama Sangrai Kopi Terhadap Variasi Derajat Sangrai Menggunakan Model Warna Rgb Pada Pengolahan Citra Digital (Digital Image Processing), *J. Agroteknologi*, vol. 09, no. 02, pp. 110, 2015.
- [2] E. R. Arboleda, A. C. Fajardo, and R. P. Medina, An image processing technique for coffee black beans identification, *2018 IEEE Int. Conf. Innov. Res. Dev. ICIRD 2018*, no. May, pp. 15, 2018.
- [3] R. Sistem, P. Citra, B. Jagung, T. Elektro, P. Magister, and U. Gunadarma, Penerapan Convolutional Neural Network Deep Learning dalam Pendeteksian Citra Biji Jagung Kering, vol. 1, no. 10, pp. 265271, 2021.
- [4] M. R. Tasya, B. S. W. A, and E. T. Luthfi, Klasifikasi Kualitas Kematangan Wortel Menggunakan Metode GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) Dan Neural Network, *J. FATEKSA J. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 5, pp. 110, 2020.
- [5] F. F. Maulana and N. Rochmawati, Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network, *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 01, pp. 104108, 2019.
- [6] S. Juliansyah and A. D. Laksito, Klasifikasi Citra Buah Pir Menggunakan Convolutional Neural Networks, *J. Telekomun. dan Komput.*, vol. 11, no. 1, p. 65, 2021.
- [7] D. M. Asriny, S. Rani, and A. F. Hidayatullah, Orange Fruit Images Classification using Convolutional Neural Networks, *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 803, no. 1, 2020.
- [8]] Wulandari, H. Yasin, and T. Widiharih, Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn), *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 273282, 2020.
- [9] X. H. Zhang and Y. X. Li, "Texture Analysis of Coffee Beans Using GLCM," in *Proc. 12th Int. Conf. on Image Processing and Pattern Recognition*, New York, USA, 2023, pp. 200-205.