

# Role Of Gray Level Co-Occurrence Matrix for Convolution Neural Network Transfer Learning in Coffee Bean Classification

Herlina Syafhita Maharani<sup>1</sup>, I Kadek Dwi Nuryana<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

<sup>1</sup>[herlina.19005@mhs.unesa.ac.id](mailto:herlina.19005@mhs.unesa.ac.id)

<sup>2</sup>[dwinuryana@unesa.ac.id](mailto:dwinuryana@unesa.ac.id)

**Abstrak**— Penelitian ini membahas mengenai Peranan Gray Level Co-Occurrence Matrix Untuk Convolutional Neural Network Pada Pengelompokan Biji Kopi, dengan studi kasus dari Permadi Pandansari. Data yang digunakan pada penelitian kali ini ialah data latih untuk 2 jenis biji kopi sebesar 400 citra, sedangkan data uji untuk 2 jenis biji kopi sebesar 100 citra, sehingga total keseluruhan ialah 500 citra biji kopi.

Proses ekstraksi yang digunakan ialah ekstraksi tekstur dan warna yang didapatkan dari ekstraksi Grey Level Co-Occurrence Matrix. Dilanjut dengan metode deep learning yang digunakan untuk pengelompokan ialah Convolutional Neural Network dengan menggunakan transfer learning VGG-16. Untuk memaksimalkan hasilnya, penelitian kali ini juga menerapkan optimasi ADAM dan juga aktivasi ReLU serta Softmax. Hasil uji ekstraksi fitur ditentukan dengan nilai akurasi, presisi, recall, F1-Score dan juga Cross Validation.

This study discusses the Role of Gray Level Co-Occurrence Matrix for Convolutional Neural Networks in Grouping Coffee Beans, with a case study from Permadi Pandansari. The data used in this research is training data for 2 types of coffee beans of 400 images, while the test data for 2 types of coffee beans is 100 images, so the total is 500 images of coffee beans.

The extraction process used is texture and color extraction obtained from the Gray Level Co-Occurrence Matrix extraction. Followed by the deep learning method used for grouping is the Convolutional Neural Network using VGG-16 transfer learning. To maximize the results, this research also applies ADAM optimization and also ReLU and Softmax activation. The results of the feature extraction test are determined by the values of accuracy, precision, recall, F1-Score and also Cross Validation.

**Kata Kunci**— Pengelompokan, Biji Kopi Arabika, Biji Kopi Robusta, Ekstraksi Grey Level Co-Occurrence Matrix, Convolution Neural Network, Transfer Learning VGG16..

## I. PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang

Biji kopi merupakan bahan utama dari minuman kopi, tidak hanya minuman saja, di zaman sekarang biji kopi banyak sekali dimanfaatkan untuk hal-hal diluar minuman, misalnya sebagai perasa makanan, produk kecantikan, dan lain-lain.

Menurut data International Coffee Organization (ICO), konsumsi kopi di Indonesia mencapai rekor terbesar pada periode 2020/2021. Angka yang diperoleh pada saat itu menjadi yang terbesar kelima di dunia.

Disamping itu, berdasarkan laporan Statistik Indonesia, pada tahun 2021 produksi kopi terhitung mengalami peningkatan sebesar 1,62% atau 774,6 ribu ton. Hal ini tentunya menjadi

bukti industri kopi di Indonesia terus berkembang dan memiliki potensi besar bagi perekonomian.

Biji kopi dapat digolongkan menurut jenis dengan berdasarkan karakteristik yang dimiliki oleh biji kopi. Terdapat ketentuan terkait pengklasifikasian kopi, hal ini terbukti dengan adanya SNI 01-2907-2008, dalam poin 4 yaitu daftar penggolongan terhadap biji kopi berdasarkan jenisnya, penggolongan berdasarkan jenis yang ada di Indonesia secara general hanya digolongkan menjadi 2 kelompok, yaitu arabika dan robusta. Penggolongan berdasarkan jenisnya ini sangat memengaruhi terhadap cita rasa ataupun aroma kopi pada pengolahan selanjutnya.

Oleh sebab itu kualifikasi atau pengelompokan akan biji kopi merupakan tahapan penting untuk menciptakan sebuah rasa sesuai keinginan konsumen.

Dalam pengelompokan biji kopi ini terdapat berbagai macam cara untuk mendapatkan hasil pengelompokan biji kopi yang baik dan benar, cara yang dapat diterapkan selaku perkembangan zaman yang ada saat ini ialah penerapan *Artificial Intelligence* (AI). *Artificial Intelligence* (AI) merupakan temuan kecerdasan buatan yang saat ini marak digunakan, salah satu penerapannya dapat menggunakan metode *machine learning* yang mana salah satu macam dari *machine learning* yang dapat diterapkan untuk pengelompokan biji kopi ialah *deep learning*.

Metode *deep learning* yang dipilih dalam pengelompokan/pengklasifikasian biji kopi kali ini, yaitu *Convolutional Neural Network* atau yang biasa disingkat dengan CNN. CNN seringkali digunakan untuk memproses gambar atau mendeteksi objek, namun pada penelitian ini disisipkan model *transfer learning* untuk mencoba suatu hal baru yang tentunya dengan harapan dapat mengoptimalkan hasil, arsitektur *transfer learning* yang digunakan ialah VGG16. Secara spesifik VGG16 yang digunakan untuk pemodelan kali ini ialah jenis VGG16 yang sudah melakukan proses *pretrained* hal ini bertujuan agar arsitektur VGG16 yang telah ditraining terbaik dapat langsung digunakan untuk mempersingkat waktu dan juga tidak memperlebar aspek penelitian, dimana untuk penelitian ini berfokus pada ekstraksi *Grey Level Co-Occurrence Matrix*.

*Grey Level Co-Occurrence Matrix* ini sendiri terjadi sebelum dilakukannya proses penggolongan menggunakan CNN *transfer learning*, proses ekstraksi fitur dilakukan terlebih dahulu untuk mendapatkan definisi tekstur dan warna. Namun sebelum itu data citra juga harus melalui tahapan preprocessing

terlebih dahulu yaitu pengubahan menjadi skala abu untuk setiap citra yang mulanya mempunyai fitur RGB.

Informasi pendukung pengklasifikasian jenis kopi arabika dan robusta didapatkan dari Kopi Permadi, selaku suatu tempat pengolahan biji kopi yang berada di Kabupaten Pasuruan, Jawa Timur dan telah berdiri sejak tahun 2013, di tempat tersebut juga data uji nantinya akan didapatkan. Informasi pengelompokan biji kopi yang digunakan meliputi warna dan tekstur dari biji kopi itu sendiri yang dapat membedakan dari masing-masing jenis kopi.

### B. Rumusan Masalah

Penelitian ini berlandaskan atas rumusan masalah dari yang telah dijabarkan dari latar belakang, yang meliputi:

1. Bagaimana hasil penggunaan ekstraksi *Grey Level Co-Occurrence Matrix* dalam pengelompokan biji kopi menggunakan metode *CNN Transfer Learning*?

### C. Tujuan Penelitian

Tujuan dari adanya penelitian ini ialah:

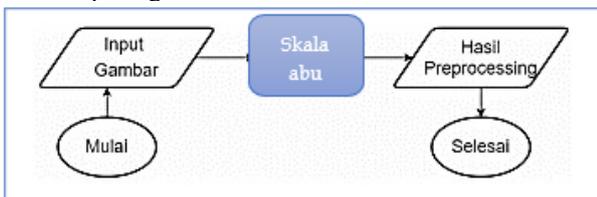
1. Dapat mengetahui hasil penggunaan ekstraksi *Grey Level Co-Occurrence Matrix* dalam pengelompokan biji kopi menggunakan metode *CNN Transfer Learning*.

## II. METODE

Data dalam penelitian ini dibedakan menjadi *data training* dan *data testing*, dimana data tersebut didapatkan secara langsung dengan objek biji kopi yang ada di *Coffee House Permadi Pandansari*. Untuk pengambilan data, perangkat yang digunakan ialah kamera dari android Oppo A92. Jumlah *data training* dan *data testing* berbanding 80% dan 20%, sehingga dari total data 500 citra, terdapat 400 *data training* dan 100 *data testing* untuk keseluruhan biji kopi arabika dan robusta yang *balance*. Untuk proses pengolahan datanya akan melalui tahapan sebagai berikut:

### A. Preprocessing

*Preprocessing* merupakan proses sebelum data diolah lebih lanjut, hal ini bertujuan untuk memperoleh dataset dengan struktur data citra biji kopi yang sesuai dengan kebutuhan. Tahap *preprocessing* yang terjadi dalam penelitian kali ini ialah mengubah citra menjadi skala abu. Berjalannya *preprocessing* dapat dilihat pada gambar berikut:



Gbr. 1 Tahapan *preprocessing*.

Gambar tersebut menjelaskan jikalau input awal merupakan citra mentahan dengan citra RGB, yang dilanjutkan dengan tahapan mengubah agar menjadi skala abu sehingga akan mendapatkan suatu output berupa citra baru dengan skala abu yang nantinya akan dilakukan *processing*.

### B. Processing

*Processing* merupakan proses inti untuk pengolahan citra, dalam tahapan ini akan ekstraksi *Grey Level Co-Occurrence Matrix*, dengan skenario sebagai berikut:



Gbr. 1 Skenario GLCM.

Skenario pada Gbr. 2, merupakan skenario berjalannya ekstraksi GLCM, untuk ekstraksi warna dan tekstur. Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) menurut Rahmanti (2017) merupakan teknik untuk mendapatkan nilai statistic orde ke-2 dengan menghitung probabilitas hubungan kedekatan antara dua buah piksel pada jarak ( $d$ ) dan sudut ( $\theta$ ) tertentu. Dengan peroleh nilai ekstraksinya menggunakan 4 fitur pencarian sebagai berikut:

$$\text{Contrast: } \sum_i \sum_j [i,j]^2 P[i,j]$$

*Contrast* merupakan representasi nilai terhadap variasi tingkat keabuan,

Skala nilai *contrast* pada GLCM tergantung pada pengaturan tertentu, seperti jumlah level keabuan (*gray level*), namun apabila diibaratkan dengan skala 0 hingga 1. Dalam hal ini, nilai *kontras* yang mendekati 0 menunjukkan *kontras* yang sangat rendah, sementara nilai mendekati 1 menunjukkan *kontras* yang tinggi.

$$\text{Homogeneity: } \sum_i \sum_j = \frac{P[i,j]}{1+|i-j|}$$

*Homogeneity* digunakan mengukur tingkat kesamaan variasi dalam intensitas keabuan citra,

Interpretasi nilai *homogeneity* juga bergantung pada citra yang dianalisis dan karakteristik teksturnya. Misalnya, pada

citra dengan tekstur yang sangat halus atau seragam, nilai *homogeneity* cenderung mendekati 1, sedangkan pada citra dengan tekstur yang kasar atau tidak seragam, nilai *homogeneity* cenderung lebih rendah.

$$\text{Energi: } \sum_i \sum_j P^2[i,j]$$

Energi digunakan untuk melihat tingkat keseragaman dari tekstur yang dimiliki citra.

Interpretasi nilai *energy* pada citra dengan tekstur yang kompleks, yang memiliki pola intensitas yang kuat dan terfokus memiliki nilai *energy* cenderung tinggi (mendekati 1). Sebaliknya, pada citra dengan tekstur yang halus atau homogen, yang memiliki pola intensitas yang lemah atau terfragmentasi, nilai *energy* cenderung lebih rendah.

$$\text{Correlation: } \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

Dimana:

$$\mu_i = \sum_i i \sum_j ip(i,j)$$

$$\mu_j = \sum_j j \sum_i jp(i,j)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i i \sum_j (i - \mu_i)^2 p(i,j)}$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_j j \sum_i (j - \mu_j)^2 p(i,j)}$$

*Correlation* merepresentasikan keterkaitan linear dari derajat citra keabuan, nilai untuk suatu *correlation* ini sendiri ialah berkisar antara -1 sampai dengan 1.

Dengan keterangan nilai:

i = baris

j = kolom

P = probabilitas/kemunculan

$\mu$  = rata-rata

$\sigma$  = mediasi (sigma)

Nilai *correlation* -1 menunjukkan adanya ketergantungan linier negatif antara intensitas piksel di sepanjang arah yang ditentukan pada citra. Nilai *correlation* 1 menunjukkan adanya ketergantungan linier positif antara intensitas piksel di sepanjang arah tersebut.

Setelah nilai ekstraksi didapatkan, maka akan dilanjutkan menggunakan proses penggolongan menggunakan metode CNN transfer learning, yaitu VGG-16 dengan optimasi adam. Metode CNN yang digunakan pada penelitian kali ini ialah *fully-connected layer* dengan aktivasi ReLU serta Softmax.

### C. Pengujian

Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini antara lain, menentukan nilai akurasi, presisi, recall, F1 Score, dan juga *Cross Validation*

### III. HASIL

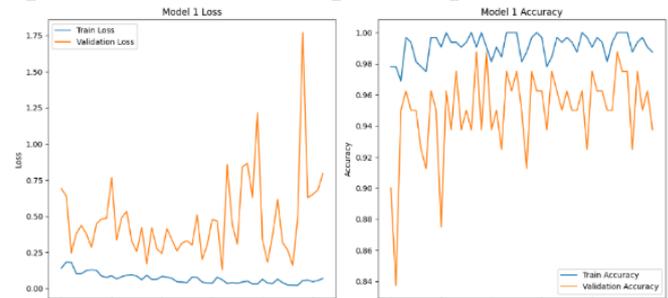
Setelah melalui tahapan metode, maka dikemukakan hasil yang secara visualisasi, nilai ekstraksi citra dapat ditampilkan sebagai berikut:



Gbr. 3 Visualisasi GLCM

Visualisi ini menampilkan hasil ekstraksi dari fitur GLCM yang mana fitur yang ditampilkan ialah *contrast*, *correlation*, *energy* dan juga *homogeneity* dengan masing-masing reperensi sudut sebesar 0°, 45°, 90°, 135°. Hal tersebut menjadi arti kebenaran suatu model yang telah menampilkan hasil ekstraksi sesuai dengan keinginan dari penelitian ini yang mana 4 ekstraksi fitur GLCM.

Setelah melalui tahapan *preprocessing* dan juga *processing*, model akan dilatih menggunakan data citra yang terlebih dahulu untuk mengetahui hasil nilai loss dan akurasi dari suatu pemodelan CNN *transfer learning* VGG16 dengan penambahan optimasi ADAM. Hasil dari uji tersebut akan menghasilkan nilai akurasi serta grafik sebagai berikut:



Gbr. 4 Nilai Loss dan Akurasi GLCM

Gambar diatas menjelaskan mengenai Grafik *loss* dan juga akurasi, dimana untuk nilainya ini didapatkan dari hasil *training* data latih, untuk nilai *training* dapat dilihat pada saat penjalanan *epoch*, yaitu sebagai berikut:

```

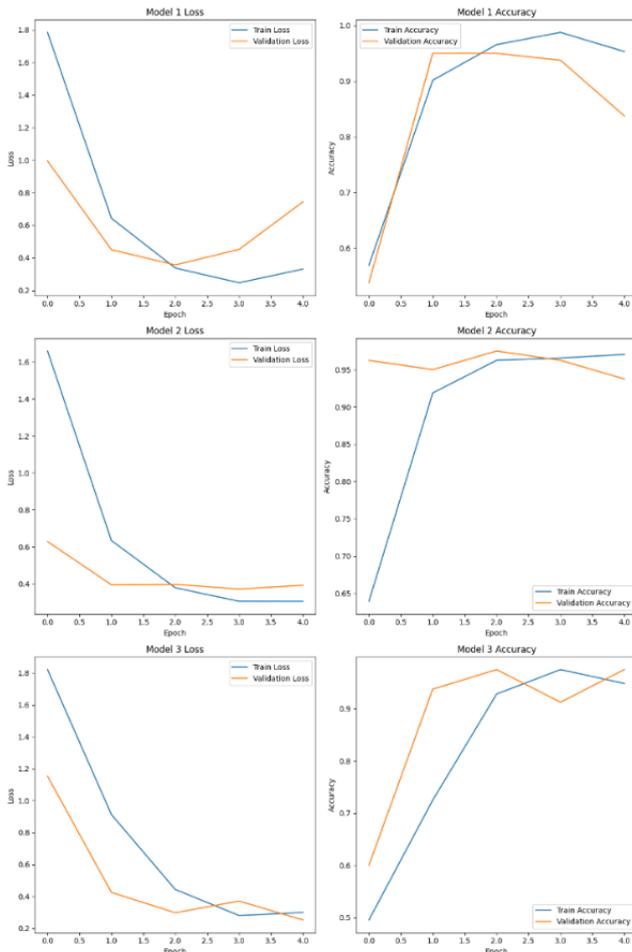
Epoch 25/100 ..... - loss: 0.0650 - accuracy: 0.9906 - val_loss: 0.2757 - val_accuracy: 0.9675
16/16 [.....] - loss: 0.0650 - accuracy: 0.9906 - val_loss: 0.2757 - val_accuracy: 0.9675

```

Gbr. 5 Epoch GLCM

Penelitian ini menggunakan jumlah epoch 100 dengan early stopping, early stopping disini bertujuan agar model tidak mengalami overfitting. Namun sebagai contoh pada Gvr. 5 diata ditunjukkan 2 contoh hasil epoch yang mana apabila dilihat dari *epoch* kedua puluh, pada data *training* memiliki nilai loss sebesar 0.0650 serta nilai akurasi sebesar 0.9906.

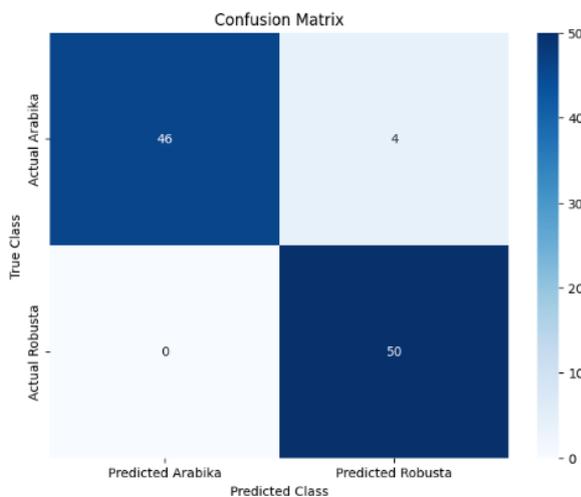
Model juga harus melalui tahapan pengujian menggunakan *Cross Validation*, hal ini bertujuan untuk memastikan modelnya mempunya hasil yang konsisten, hasil uji *Cross Validation* akan menghasilkan grafik sebagai berikut:



Gbr. 6 Cross Validation GLCM

Hasil pengujian tersebut dilakukan dengan *fold* sebanyak 3 kali, dengan hasil *loss* data training dan data validasi bisa dikatakan stabil pada saat *epoch* pertengahan namun untuk awal dan akhir *epoch* hasilnya mempunyai gap yang cukup jauh, untuk akurasi sudah tepat terkait berbanding terbalik dengan *loss*.

Sehingga untuk *confusion matrix*nya, didapatkan sebagai berikut:



Gbr. 7 Confusion Matrix GLCM

Dari gambar diatas dapat dijelaskan bahwa nilai yang memprediksi arabika namun hasil sebenarnya ialah robusta ialah sebanyak 0 data dan untuk yang memprediksi arabika sesuai dengan hasil sebenarnya arabika ialah sebanyak 46 data, sedangkan untuk yang memprediksi robusta sesuai dengan hasil sebenarnya robusta ialah sebanyak 50 data dan untuk yang memprediksi robusta namun sebenarnya arabika ialah sebanyak 4 data, sehingga total seluruh data yang diuji di confusion matrix telah memenuhi nilai dari batch size data uji yaitu 100 dimana  $0+46+50+4=100$  data.

Dengan permisalan **Arabika** dijadikan kubu *positive* dan robusta dijadikan kubu *negative*, sehingga:

**Nilai:**

False Positive (FP) : 0

True Positive (TP): 46

False Negative (FN): 4

True Negatif (FP): 50

Untuk nilai:

**Presiasi:**

$$TP / (TP + FP) = 46 / (46+0) = 46 / 46 = 1$$

**Recall:**

$$TP / (TP + FN) = 46 / (46+4) = 46 / 50 = 0.92$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F1\ Score} &= 2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision) \\ &= 2 * (92\% * 100\%) / (92\% + 100\%) \\ &= 95.83\% \end{aligned}$$

Dengan permisalan **Robusta** dijadikan kubu *positive* dan arabika dijadikan kubu *negative*, sehingga:

**Nilai:**

False Positive (FP) : 4

True Positive (TP): 50

False Negative (FN): 0

True Negatif (FP): 46

Untuk nilai:

**Presiasi:**

$$TP / (TP + FP) = 50 / (50+4) = 50 / 54 = 0.92$$

**Recall:**

$$TP / (TP + FN) = 50 / (50+0) = 50 / 50 = 1$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F1\ Score} &= 2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision) \\ &= 2 * (100\% * 92\%) / (100\% + 92\%) \\ &= 96.15\% \end{aligned}$$

Perhitungan tersebut terbukti hasilnya sama dengan gambar berikut yang didapatkan melalui sebuah fungsi pada python:

```
F1 score for arabika: 0.9583333333333334
F1 score for robusta: 0.9615384615384615
Macro-averaged F1 score: 0.9599358974358974
Micro-averaged F1 score: 0.96
```

Gbr. 8 F1 Score GLCM

Jadi nilai untuk presisi dari penelitian kali ini sebesar 1 (100%) untuk arabika dan 0.92 (92%) untuk robusta, presisi sendiri disini merupakan hasil dari rasio prediksi benar *positive* dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi *positive*. Namun untuk nilai *recall* yang dalam penelitian kali ini sebesar 0.92 (92%) untuk arabika dan 1 (100%) untuk robusta, dimana nilai ini berasal dari rasio prediksi benar *positive* dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar

positive. Dan untuk F1-Score masing-masing bernilai 95.83% dari jenis biji kopi arabika dan 96.15% dari jenis kopi robusta.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan model dan juga pengujian penggunaan ekstraksi GLCM dengan metode pengelompokan CNN *transfer learning*, nilai yang didapatkan menggunakan metode CNN *transfer learning* ialah sebagai berikut:

Tabel 1. Tabel Kesimpulan

	Arabika	Robusta
Akurasi	98.75/19s	98.75/19s
Presisi	100%	92%
Recall	92%	100%
F1 Scoree	95.83%	96.15%

Hasil uji tersebut dengan menggunakan ekstraksi fitur Grey Level Coocurrence Matrix yang kemudian diklasifikasikan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan jenis *transfer learning Visual Geometric Group* dengan *weight 16 (VGG16)* dapat dikatakan sudah baik apabila akan dijadikan untuk suatu pemodelan yang pada nantinya dapat dikembangkan kedalam bentuk sistem.

#### V. SARAN

Setelah berjalannya penelitian ini, penulis berharap agar penelitian selanjutnya yang ingin mengambil salah satu aspek yang sama dari penelitian ini, disarankan agar dapat:

1. Menggunakan data latih ataupun data uji dengan kualitas citra yang lebih baik lagi, hal ini bertujuan untuk penyempurnaan nilai pada saat dilakukan pengujian.
2. Data latih ataupun data uji dapat dilakukan dengan proses preprocessing yang lebih banyak lagi guna mendapatkan suatu citra dengan ketentuan yang benar-benar baik untuk proses kelanjutannya
3. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan jenis optimasi yang terbaru, sehingga dapat mengetahui komparasi hasil optimasi yang baik.
4. Pada penelitian selanjutnya, juga diharapkan dapat menggunakan jenis aritektur selain VGG16, guna mengetahui hasil uji yang lebih baik apabila ingin dikembangkan menjadi rancang bangun.
5. Jenis ekstraksi lainnya juga dapat diterapkan apabila ingin menambah tingkat spesifik dari hasil uji pengelompokan/pengklasifikasian.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Kepada Para Pembaca yang Terhormat,

Peneliti ingin mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya atas waktu dan perhatian pembaca dalam membaca artikel kami yang berjudul "Peranan Gray Level Co-occurrence Matrix untuk Convolution Neural Network Transfer Learning pada Pengelompokan Biji Kopi". Artikel ini bertujuan untuk menyelidiki peran penting *Gray Level Co-occurrence Matrix*

dalam penggunaan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan metode *transfer learning* dalam pengelompokan biji kopi.

Dengan semakin berkembangnya dunia industri kopi, peneliti berharap artikel ini dapat memberikan kontribusi dan pemahaman baru dalam pengembangan metode pengelompokan yang lebih efisien dan akurat.

Peneliti juga ingin menyampaikan terimakasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, baik secara langsung maupun tidak langsung, dalam penelitian ini. Tidak lupa, terimakasih kepada pembimbing dan rekan peneliti yang telah memberikan panduan sampai dengan masukan berharga selama penulisan artikel ini.

Peneliti menyadari bahwa artikel ini memiliki keterbatasan dan tentu masih ada ruang untuk pengembangan lebih lanjut. Oleh karena itu, apresiasi dan saran dari pembaca sangat berharga untuk penelitian selanjutnya.

Sekali lagi, terima kasih atas perhatiannya, peneliti berharap artikel ini dapat memberikan manfaat dan wawasan baru dalam pengelompokan biji kopi.

#### REFERENSI

- [1] J. Breckling, Ed., *The Analysis of Directional Time Series: Acygar Chozin, Raharjo Jangkung, Dkk. (2022). "Deteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Pengolahan Citra Digital Dengan Metode Content Based Image Retrieval Dan Klasifikasi Decision Tree". e-Proceeding of Engineering : Vol.8, No.6.*
- [2] Anggita Savira , Fawwaz Wikky. (2022). "Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Kopi Robusta Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network". *e-Proceeding of Engineering : Vol.9, No.3.*
- [3] Ariefur Muhammad, Mudjirahardjo Panca, Dkk. (2021). "IMPLEMENTASI FILTER GRAY LEVEL CO- OCCURANCE MATRIKS TERHADAP SISTEM KLASIFIKASI KANKER PAYUDARA DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK". *JURNAL ILMIAH TEKNIK ELEKTRO, 23.*
- [4] Akbarul Arif, Setiaji Bayu, Dkk. (2022). "IMPLEMENTASI GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI". *Jurnal Pseudocode, Volume 9.*
- [5] Dwi Toni, Susi I Made. (2020). "Perbandingan Metode Klasifikasi pada Pengolahan Citra Mata Ikan Tuna". *Prosiding SNFA (Seminar Nasional Fisika dan Aplikasinya).*
- [6] Felix, Faisal Said, Dkk. (2019). "mplementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun. VOL 20, NO 2.
- [7] Hafifah Yayang, Muchtar Kahlil, Dkk. (2022). "Perbandingan Kinerja Deep Learning Dalam Pendeteksian Kerusakan Biji Kopi". *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer) Vol. 9 No. 6.*
- [8] Ibrahim Nur, Ayu Gita, Dkk. (2022). "Klasifikasi Tingkat Kematangan Pucuk Daun Teh menggunakan Metode Convolutional Neural Network". *Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi & Teknik Elektronika.*
- [9] Ilhamsyah, Yuniar Aviv, Istiadi. (2021). "Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Multilayer Perceptron Berbasis Fitur Warna LCH". *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan*
- [10] *Teknologi Informasi) Vol. 5 No. 6. Jumadi Juju, Yuspianti, Sartika Devi. (2021). "PENGOLAHAN CITRA DIGITAL UNTUK IDENTIFIKASI OBJEK MENGGUNAKAN METODE HIERARCHICAL AGGLOMERATIVE CLUSTERING". Jurnal Sains dan Teknologi P-ISSN : 2303-3142 E-ISSN : 2548-8570 Vol.10 No 2.*
- [11] Solina Chrisyanga, Taufiqurrohman M. (2020). "Rancang Bangun Alat Untuk Mengukur Kadar Kekeruhan Pada Air Menggunakan Kamera Pada Remoteby Operataed Vehicle (Rov) Dengan Metode Color Filtering". *JURNAL TEKNIK ELEKTRO DAN KOMPUTER TRIAC Vol. 7 No. 1 .*
- [12] Widyaningsih, Iwut Iwan, Dkk. (2020). "PERBANDINGAN KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KOPI

- [13] MENGGUNAKAN METODE FUZZY LOGIC DAN KNEAREST NEIGHBOR DENGAN EKSTRAKSI CIRI GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX". *e-Proceeding of Engineering Vol.7, No.2.*
- [14] Wulandari Isna, Yasin Hasbi, Dkk. (2020). "KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BUMBU DAN REMPAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). *JURNAL GAUSSIAN, Volume 9, Nomor 3. Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specification, IEEE Std. 802.11, 1997.*