

Evaluasi Robustness K-Nearest Neighbors Dalam Mengklasifikasikan Karakteristik Biji Kopi Timor Melalui Pendekatan Ruang Jarak Berbobot Dan Fitur Glcm

Juhari Ridwan Syahputra

STMIK Sukma Jaya, Jawa Barat, Republik Indonesia

email: ridwanjuher@gmail.com

Abstrak– Biji kopi Timor memiliki karakteristik visual dan tekstur unik yang menentukan nilai ekonominya. Namun, proses klasifikasi manual sering menyebabkan inkonsistensi karena subjektivitas manusia. Meskipun algoritma K-Nearest Neighbors (K-NN) adalah metode klasifikasi yang populer, kinerjanya sangat sensitif terhadap pilihan metrik jarak. Jarak Euclidean standar sering gagal memperhitungkan dimensi fitur yang berkontribusi secara tidak merata terhadap akurasi klasifikasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi ketahanan model K-NN dengan menerapkan pendekatan ruang jarak tertimbang untuk meningkatkan akurasi dan konsistensi klasifikasi biji kopi Timor berdasarkan ekstraksi fitur tekstur. Penelitian ini menggunakan gambar biji kopi Timor yang diolah melalui ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), termasuk parameter seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Evaluasi membandingkan kinerja K-NN menggunakan metrik jarak standar dengan pendekatan jarak tertimbang. Ketahanan model diuji dengan memperkenalkan variasi noise gambar dan nilai-K yang berbeda untuk mengamati stabilitas akurasi yang dihasilkan. Hasilnya diharapkan dapat menunjukkan bahwa pendekatan jarak tertimbang dapat secara efektif menetapkan prioritas yang lebih tinggi untuk fitur GLCM yang paling dominan, sehingga meningkatkan ketahanan model terhadap variasi data. Evaluasi ini diproyeksikan menghasilkan peningkatan akurasi yang signifikan dibandingkan dengan metode K-NN konvensional, terutama dalam kumpulan data dengan kesamaan tekstur tinggi antara kategori biji kopi. Integrasi fitur GLCM dan ruang jarak yang dimodifikasi dalam algoritma K-NN terbukti efektif dalam memperkuat sistem identifikasi karakteristik biji kopi Timor. Temuan ini berkontribusi pada pengembangan sistem jaminan mutu yang lebih objektif dan andal untuk industri kopi di wilayah Timor.

Kata Kunci: K-Tetangga Terdekat, Kekokohan, Biji Kopi Timor, GLCM, Jarak Berbobot, Klasifikasi Gambar

Abstract– Timor coffee beans possess unique visual and textural characteristics that determine their economic value. However, manual classification processes often lead to inconsistencies due to human subjectivity. While the K-Nearest Neighbors (K-NN) algorithm is a popular classification method, its performance is highly sensitive to the choice of distance metrics. Standard Euclidean distance often fails to account for feature dimensions that contribute unequally to classification accuracy. This study aims to evaluate the robustness of the K-NN model by implementing a weighted distance space approach to enhance the accuracy and consistency of Timor coffee bean classification based on texture feature extraction. The research utilizes images of Timor coffee beans processed through Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) feature extraction, including parameters such as contrast, correlation, energy, and homogeneity. The evaluation compares the performance of K-NN using standard distance metrics against a weighted distance approach. Model robustness is tested by introducing image noise variations and different K-values to observe the stability of the resulting accuracy. The results are expected to demonstrate that the weighted distance approach can effectively assign higher priority to the most dominant GLCM features, thereby increasing the model's robustness against data variations. This evaluation is projected to yield a significant improvement in accuracy compared to conventional K-NN methods, particularly in datasets with high textural similarity between coffee bean categories. The integration of GLCM features and modified distance space in the K-NN algorithm proves effective in strengthening the identification system for Timor coffee bean characteristics. These findings contribute to the development of a more objective and reliable quality assurance system for the coffee industry in the Timor region.

Keywords: K-Nearest Neighbors, Robustness, Timor Coffee Beans, GLCM, Weighted Distance, Image Classification)

1. PENDAHULUAN

Timor merupakan salah satu pulau yang terbagi atas dua negara dengan luas pulauya sekitar 30.777 km². disebelah timur pulau Timor merupakan wilayah Negara Timor leste sedangkan disebelah timur barat pulau Timor merupakan wilayah Negara Kesatuan Republik Indonesia, wilayahnya masuk kedalam



provinsi NTT. Pulau Timor dikenal sebagai penghasil cendana, namun tidak hanya cendana saja pulau ini juga merupakan penghasil kopi.

Kopi unik didunia yang dihasilkan dari Timor leste adalah kopi kopi *Hybrida De Timor*, kopi ini merupakan hasil persilangan alami antara kopi jenis robusta dengan kopi arabika dari salah satu *freetown* di dunia, varietas tanaman kopi ini

ditemukan pada tahun 1940-an pertamakali di pulau Timor Indonesia. Kopi ini memiliki ketahanan Robusta dengan segala karakteristik arabika Enny Randriani (2018) dan Hariadi (2019). Jenis kopi ini tahan terhadap penyakit karet daun, penyakit yang menimpa sebagian besar spesies tanaman kopi [1], [2].

Meskipun dari segi letak geografisnya negara Timor leste bersebelahan dengan Indonesia, namun kopi dibagian wilayah Indonesia khususnya didaerah kabupaten TTU dan Belu baru dibudidayakan oleh masyarakat sejak tahun 1981, dengan jenis kopi robusta dan arabika Timor. Setiap jenis kopi robusta dan arabika yang ditanam di tempat berbeda akan memiliki perbedaan bentuk dan cita rasa yang signifikan karena kopi sendiri memiliki cita rasa yang kaya. Setiap jenis juga memiliki harga yang berbeda – beda tergantung grade dan rasa yang dihasilkan. Sejauh ini, untuk mengetahui jenis kopi robusta dan arabika hanya didasarkan pengelihatian semata dan pengetahuan yang didapat sehingga memungkinkan melakukan kesalahan karena perbedaan pendapat untuk setiap penilaiannya maka dari itu dibangunlah sistem Klasifikasi jenis biji kopi robusta dan arabika Timor dengan menggunakan teknik pengolahan citra digital dan visi komputer.

Dalam melakukan klasifikasi pada citra dibutuhkan algoritma yang dapat berjalan dengan baik sesuai dengan karakteristik data yang akan diproses. Proses ekstraksi fitur sangat berpengaruh dalam mendapatkan informasi dari sebuah citra sebelum dilakukan proses klasifikasi. Metode pengenalan pola dalam hal ini klasifikasi citra sangat reliable diterapkan pada pengenalan jenis biji kopi robusta dan arabika Timor. Penerapan metode ekstraksi fitur yang tepat mampu meningkatkan kinerja sistem klasifikasi biji kopi, salah satu metode ekstraksi fitur berbasis tekstur GLCM (*Gray Level Co- Occurrence Matrix*).

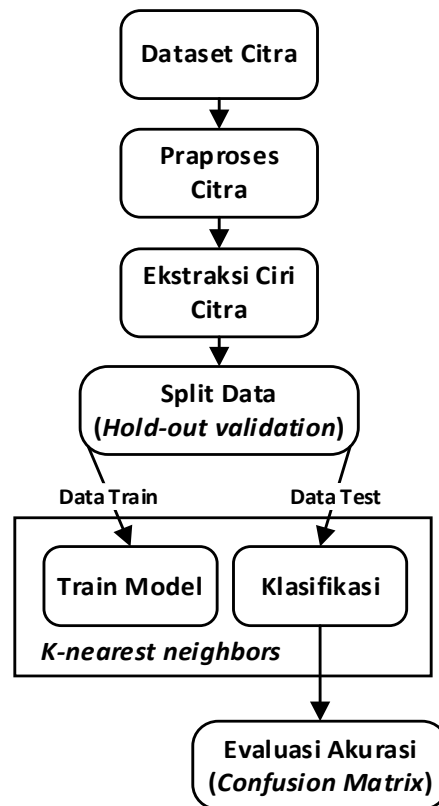
Ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM telah diterapkan pada klasifikasi citra buah kopi untuk membandingkan tingkat kematangan buah kopi oleh Widyarningsih dkk (2020). Parameter yang dihitung, yaitu: nilai *Contrast*, *Homogeneity*, *Entropy* dan nilai *Energy*. Data citra yang digunakan mulai dari ukuran 128 sampai 1024 piksel dengan menggunakan 80 data citra latih. Sedangkan radius yang digunakan yaitu radius 4 dengan nilai sudutnya 45 derajat, parameter ini memiliki kinerja yang baik pada skenario sebelumnya. Selanjutnya untuk proses klasifikasinya menggunakan *Fuzzy Logic* [3].

Klasifikasi mutu *greenbean* kopi arabika lanang menggunakan K-NN dilakukan oleh Dedy Ikhsan dkk (2020), nilai fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi ini yaitu luas, perimeter, rasio kebulatan, kerampingan dan keliling. Dengan menerapkan K-NN dalam proses klasifikasi memperoleh akurasi sebesar 63,5% dengan nilai K adalah 3[4].

Adapun penelitian oleh Siti Raysyah dkk (2021) yang memanfaatkan fitur warnah RGB dan HSV dalam melakukan klasifikasi kematangan pada buah kopi, proses klasifikasi dengan metode K-NN dan PCA pada 135 dataset kopi. Hasil akurasi terbaik yang didapatkan sebesar 97,77% dengan jarak tetangga terdekat dengan nilai K adalah 3 [5]. Adapun Penelitian I Made Ary Swantika dkk (2020) menggunakan K-NN dan ciri statistik orde satu dalam mengetahui kualitas biji kopi [6].

Pada penelitian ini klasifikasi biji kopi robusta dan arabika Timor dilakukan dengan membandingkan *distance space* pada K-NN dengan berdasarkan fitur GLCM (*Gray Level CoOccurence Matrix*). Fitur GLCM yang digunakan meliputi *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*.

2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Metode Penelitian

Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini terdapat pada Gambar 1. Proses awal yaitu melakukan akuisisi citra biji kopi robusta dan arabika Timor. Setelah mendapatkan dataset citra biji kopi timor, data tersebut akan dilakukan praproses, selanjutnya melakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM pada citra kopi Timor. Setelah mendapatkan fitur dari citra, dengan menggunakan *Holdout method* yang merupakan teknik pembagi data secara acak menjadi dua data set mandiri, terdiri dari training set dan validasi set (test set). Berikutnya adalah tahapan klasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* dengan membandingkan *Distance Space*. Adapun perhitungan *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* dilakukan untuk melihat seberapa baik kinerja metode yang digunakan dalam proses klasifikasi.

2.1. Ekstraksi Fitur GLCM

GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) menghasilkan fitur tekstur dengan menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada orientasi sudut tertentu dan jarak tertentu. Metode GLCM bertujuan menganalisis suatu tekstur pada sebuah pola tertentu [7],[8],[9].

Fitur *Contrast* merupakan nilai perbedaan intensitas keabuan pada sebuah citra yang selalu muncul [10],[11]. Menghitung nilai fitur *Contrast* menggunakan persamaan 1.

$$Con = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_{(i,j)} \quad (1)$$

Fitur *Correlation* bertujuan menguraikan keterkaitan linear dari tingkat keabuan yang ada pada citra. Menghitung nilai *Correlation* dapat menggunakan persamaan 2.

$$Cor = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p_{(i,j)}}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

Nilai fitur *Energy* akan menjadi tinggi apabila suatu citra memiliki tingkat kesamaan dengan citra yang lain. *Energy* merupakan fitur yang menguraikan kesamaan pada suatu citra. Menghitung nilai *Energy* dapat menggunakan persamaan 3.

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

Homogeneity diterapkan dalam mengukur ketetanggaan dan kedekatan pada citra. Nilai *Homogeneity* akan tinggi jika semua nilai piksel seragam. Nilai *Homogeneity* dihitung menggunakan persamaan 4.

$$Hom = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{i + |i - j|} \quad (4)$$

2.2. K-Nearest Neighbors

K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah algoritma yang melakukan klasifikasi berdasarkan jarak kedekatan lokasi suatu data objek pada data sampel. Nilai K pada *K-Nearest Neighbor* adalah K-data terdekat dari data uji [12],[13]. Tahapan dari algoritma *K-Nearest Neighbor* yaitu; (1) Tentukan nilai k (2) Hitung jarak dari jumlah tetangga K. (3) Ambil tetangga terdekat K sesuai jarak yang dihitung [14],[15].

Perhitungan jarak pada algoritma *K-Nearest Neighbor* umumnya menggunakan salah satu metrik jarak seperti *Euclidean distance* (1), namun dapat juga menggunakan perhitungan metrik jarak yang lainnya seperti; *Chebychev distance* (2), *Hamming distance* (3) dan *Cosine distance* (4). Perhitungan metrik jarak dilihat pada persamaan berikut;

$$d_{st}^2 = (x_s + y_t)(x_s + y_t)' \quad (1)$$

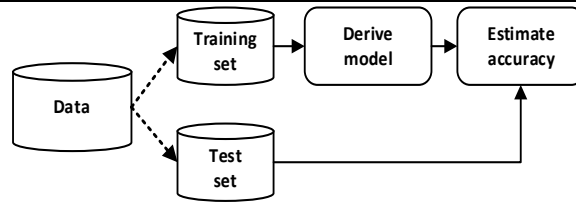
$$d_{st} = \max_j \{ |x_{sj} - y_{tj}| \} \quad (2)$$

$$d_{st} = (\#(x_{sj} \neq y_{tj})/n) \quad (3)$$

$$d_{st} = \left(1 - \frac{x_s y_t'}{\sqrt{(x_s x_s')(y_t y_t')}} \right) \quad (4)$$

2.3. Holdout Method

Holdout method merupakan metode evaluasi sederhana bertujuan membagi dataset secara acak menjadi data training dan data testing. Dataset training digunakan oleh algoritma pembelajaran untuk membentuk model pembelajaran, sedangkan dataset testing digunakan untuk menguji model yang dibentuk dari proses pembelajaran. Menurut (Jiawei Han, Micheline Kamber, 2011) *Holdout method* merupakan metode pembagian data secara acak menjadi dua data set independen, terdiri dari training set dan test set [16]. Biasanya dua pertiga dari data digunakan untuk training set, dan sepertiga data sebagiannya untuk test set. Untuk menghasilkan model klasifikasi menggunakan training set. Akurasi model yang diperoleh kemudian diperkirakan dengan test set [17].



Gambar 2. Holdout Method

2.4. Confusion Matrix

Confusion Matrix diterapkan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi dalam membandingkan seberapa baik hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem. *Confusion Matrix* menghitung persentase *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* [18],[16],[17]. Persentase dari *Confusion Matrix* dijelaskan pada persamaan (1), (2), (3).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (1)$$

- 1) *Accuracy*, Merupakan rasio prediksi benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

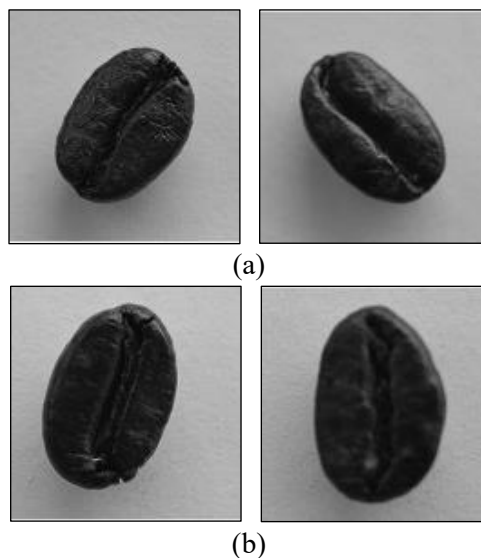
- 2) *Precision*, merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan keseluruhan hasil yang diprediksi positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

- 3) *Recall*, merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan keseluruhan data yang benar positif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam melakukan klasifikasi biji kopi robusta dan arabika Timor berbasis citra, proses awal setelah akuisisi citra biji kopi Timor adalah praproses, pada tahapan praproses ini citra biji kopi Timor dikonversi dari citra RGB menjadi citra *grayscale*. Citra yang awal diakuisisi adalah citra RGB harus di konversi karena proses ekstraksi fitur dengan GLCM berjalan pada citra *grayscale*. Hasil ekstraksi fitur GLCM yang didapatkan berupa fitur *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity*. Hasil fitur yang diekstraksi dapat dilihat pada Tabel 1, sedangkan hasil praproses berupa konversi citra Kopi dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Praproses Citra Kopi Timor

(a) Arabika, (b) Rubusta

Selanjutnya citra akan dilakukan proses pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* menggunakan *Holdout method*. Kemudian proses klasifikasi dengan metode *K-Nearest Neighbors* menggunakan *Distance Space* yaitu *Euclidean distance*, *Chebychev distance*, *Hamming distance* dan *Cosine distance*. Klasifikasi K-NN bertujuan untuk membedakan 2 jenis biji kopi yaitu biji kopi arabika dan robusta Timor yang dibedakan dari data fitur yang didapat dari proses ekstraksi fitur GLCM. Tabel 1 menunjukan nilai fitur GLCM dari biji kopi Timor.

Tabel 1. Fitur GCLM

No	Citra Kopi Timor	Fitur GLCM			
		Cont	Corr	Ener	Homog
1	Arabika 1	0.1324	0.9804	0.2463	0.9502
2	Arabika 2	0.1088	0.9827	0.2905	0.9355
3	Robusta 1	0.2775	0.9725	0.2041	0.9082
4	Robusta 2	0.2698	0.9707	0.2290	0.9044

3.1. Pengujian

Pada tahap ini proses klasifikasi dilakukan menggunakan Dataset citra biji kopi Timor, dengan total jumlah 200 citra dengan masing-masing terdiri dari 100 citra kopi jenis arabika dan 100 citra kopi jenis robusta, data ini akan diekstraksi fiturnya menggunakan GLCM. Pembagian dataset menggunakan *Holdout method*, dengan membagi dataset secara acak menjadi data training sebesar 75% dan data testing sebesar 25%. Kemudian data training akan diklasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbors* untuk mendapatkan model pembelajaran dengan menggunakan *Euclidean distance*, *Chebychev distance*, *Hamming distance* dan *Cosine distance*. Selanjutnya data testing digunakan untuk menguji model dari proses pembelajaran. Hasil pengujian yang didapatkan berupa nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

Tabel 2. Hasil *Accuracy* pada Setiap *Distance Space*

Num Neighbors	Accuracy (%)			
	Euclidean	Chebychev	Hamming	Cosine
1 Neighbors	0.8800	0.8600	0.6600	0.8600
2 Neighbors	0.8400	0.8400	0.5400	0.8400
3 Neighbors	0.8000	0.8400	0.5400	0.7800
4 Neighbors	0.8000	0.8000	0.5000	0.8000

Tabel 3. Hasil *Precision* pada Setiap *Distance Space*

Num Neighbors	Precision (%)			
	Euclidean	Chebychev	Hamming	Cosine
1 Neighbors	0.8824	0.8606	0.7976	0.8606
2 Neighbors	0.8608	0.8489	0.7604	0.8608
3 Neighbors	0.8000	0.8400	0.7604	0.7841
4 Neighbors	0.8342	0.8183	0.5000	0.8342

Tabel 4. Hasil *Recall* pada Setiap *Distance Space*

Num Neighbors	Recall (%)			
	Euclidean	Chebychev	Hamming	Cosine
1 Neighbors	0.8800	0.8600	0.6600	0.8600



2 Neighbors	0.8400	0.8400	0.5400	0.8400
3 Neighbors	0.8000	0.8400	0.5400	0.7800
4 Neighbors	0.8000	0.8000	0.5000	0.8000

Tabel 5. Hasil *Accuracy*, *Precision* dan *Recall* dengan *Num Neighbors* 1

Metrik	Distance Space			
	Euclidean	Chebychev	Hamming	Cosine
Accuracy (%)	0.8800	0.8600	0.6600	0.8600
Precision (%)	0.8824	0.8606	0.7976	0.8606
Recall (%)	0.8800	0.8600	0.6600	0.8600

Pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa hasil klasifikasi biji kopi Timor dengan pengenalan terbaik yaitu menggunakan *Distance space Euclidean* dengan 1 *Neighbors*, terlihat bahwa *accuracy* yang diperoleh sebesar 88%. Dari Tabel 3 dan Tabel 4 dapat dilihat bahwa *Distance space Euclidean* dengan 1 *Neighbors* memperoleh hasil terbaik dengan *precision* sebesar 88% dan *recall* sebesar 88%.

Klasifikasi yang mendapatkan hasil evaluasi terendah berada pada Tabel 2, yaitu klasifikasi menggunakan *Distance space Hamming* dengan 4 *Neighbors*, hasil *accuracy* yang diperoleh adalah 50%. Pada Tabel 3 dan Tabel 4 dapat dilihat *Distance space Hamming* dengan 4 *Neighbors* memperoleh hasil rendah dengan *precision* sebesar 50% dan *recall* 50%.

Pada percobaan menggunakan *Distance space Chebychev* dan *Cosine* cenderung mendapatkan hasil *accuracy*, *precision* dan *recall* yang sama pada setiap jumlah *Neighbors* yang digunakan. Jumlah *Neighbors* yang digunakan mempengaruhi hasil yang didapatkan, semakin banyak *Neighbors* yang digunakan menyebabkan hasil evaluasi semakin menurun. Jumlah *Neighbors* 1 memperoleh hasil terbaik dengan menggunakan *Distance space Euclidean*, dapat dilihat pada Tabel 5.

4. KESIMPULAN

Kinerja algoritma K-NN dengan fitur tekstur GLCM memberikan hasil terbaik pada penggunaan *Distance space Euclidean* dengan 1 *Neighbors* pada proses klasifikasi biji kopi Timor. Pada *Distance space Euclidean* dengan 2 *Neighbors*, 3 *Neighbors* dan 4 *Neighbors* telah memberikan hasil yang cukup baik, tetapi percobaan menggunakan 1 *Neighbors* tetap memperoleh hasil terbaik dibandingkan dengan jumlah *Neighbors* yang lainnya. *Euclidean* adalah *Distance space* yang memperoleh hasil terbaik pada percobaan, selanjutnya diikuti *Chebychev* dan *Cosine* yang memperoleh hasil yang sama. Sedangkan *Distance space* yang memperoleh hasil yang kurang baik adalah *Distance space Hamming*. Pada penelitian ini *Distance space Hamming* tidak cocok digunakan untuk proses klasifikasi biji kopi Timor karena hasil dari klasifikasi menggunakan *Distance space Hamming* sangat rendah. Untuk penelitian berikutnya dapat melakukan praproses berupa perbaikan citra sebelum melakukan ekstraksi fitur. Penggunaan fitur berbasis warnah dan bentuk juga dapat di tambahkan dalam proses klasifikasi.

REFERENSI

- [1] E. Randriani and Dani, "Pengenalan Varietas Unggul Kopi," *News.Ge*. p. <https://news.ge/anakliis-porti-aris-qveynis-momava>, 2018.
- [2] Hariadi, "Kopi Arabika Varietas Timor / Hibrido De Timor." 2019.
- [3] Widyaningsih and I. I. Tritasmoro, "Comparison Of Coffee Cherries Ripeness Using Fuzzy Logic And K- Nearest Neighbor Method with Gray Level Co-Occurrence Matrix Feature Extraction." p. 4060, 2020, doi: <https://doi.org/10.34818/eoe.v7i2.13016>.
- [4] D. Ikhsan, E. Utami, and F. W. Wibowo, "Metode Klasifikasi Mutu Greenbean Kopi Arabika



- Lanang Dan Biasa Menggunakan K-Nearest Neighbor Berdasarkan Bentuk,” *Jurnal Ilmiah SINUS*, vol. 18, no. 2. p. 1, 2020, doi: 10.30646/sinus.v18i2.456.
- [5] S. R. Raysyah, Veri Arinal, and Dadang Iskandar Mulyana, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Deteksi Warna Menggunakan Metode Knn Dan Pca,” *JSiI (Jurnal Sistem Informasi)*, vol. 8, no. 2. pp. 88–95, 2021, doi: 10.30656/jsii.v8i2.3638.
- [6] I. M. A. Swantika, B. Kanata, and I. M. B. Suksmadana, “Perancangan Sistem Untuk Mengetahui Kualitas Biji Kopi Berdasarkan Warna Dengan K-Nearest Neighbor,” *Jurnal Bakti Nusa*, vol. 1, no. 2. pp. 25–36, 2020.
- [7] D. P. Pamungkas, “Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae),” *Innov. Res. Informatics*, vol. 1, no. 2, pp. 51–56, 2019, doi: 10.37058/innovatics.v1i2.872.
- [8] H. Herlina Ullu, B. Baso, P. G. Manek, and D. Chrisinta, “Ekstraksi Fitur Berbasis Tekstur Pada Citra Tenun Timor Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM),” *Journal of Information and Technology Unimor*, vol. 2, no. 2. pp. 70–74, 2022.
- [9] L. K. Soh and C. Tsatsoulis, “Texture analysis of sar sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 37, no. 2 I, pp. 780–795, 1999, doi: 10.1109/36.752194.
- [10] E. S. Gadelmawla, “A vision system for surface roughness characterization using the gray level co-occurrence matrix,” *NDT and E International*, vol. 37, no. 7. pp. 577–588, 2004, doi: 10.1016/j.ndteint.2004.03.004.
- [11] Y. Hao *et al.*, “Breast cancer histopathological images classification based on deep semantic features and gray level co-occurrence matrix.” 2022.
- [12] N. A. Sinaga, B. H. Hayadi, and Z. Situmorang, “Perbandingan Akurasi Algoritma Naïve Bayes, K-Nn Dan Svm Dalam Memprediksi Penerimaan Pegawai,” *Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom)*, vol. 5, no. 1. p. 27, 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.446.
- [13] D. Yulianti, I. Triastomoro, and S. Sa’idah, “Identifikasi Pengenalan Wajah Untuk Sistem Presensi Menggunakan Metode Knn (K-Nearest Neighbor),” *Jurnal Teknik Informasi dan Komputer (Tekinkom)*, vol. 5, no. 1. pp. 1–10, 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.477.
- [14] D. Sitanggang, Nicholas2, V. Wilson, A. R. A. Sinaga, and A. D. Simanjuntak, “Implementasi Data Mining untuk Memprediksi Penyakit Jantung Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Logistic Regression.” pp. 493–501, 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.698.
- [15] Y. Liao and V. R. Vemuri, “Use of k-nearest neighbor classifier for intrusion detection,” *Computers and Security*, vol. 21, no. 5. pp. 439–448, 2002, doi: 10.1016/S0167-4048(02)00514-X.
- [16] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, “Università degli Studi di Milano Master Degree in Computer Science Information Management course,” *Data Mining: Concepts and Techniques (3rd ed)*. 2011.
- [17] M. S. Hidayatulloh, A. Y. Permana, and W. H. Kristanto, “Pengenalan Wajah dengan Algoritma Support Vector Machine dan Sobel Edge Detection Berbasis Computer Vision dan Caffé Framework,” *Jurnal Ilmiah Komputasi*, vol. 19, no. 4. 2020, doi: 10.32409/jikstik.19.4.372.
- [18] S. Ruuska, W. Hämäläinen, S. Kajava, M. Mughal, P. Matilainen, and J. Mononen, “Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle,” *Behavioural Processes*, vol. 148. pp. 56–62, 2018, doi: 10.1016/j.beproc.2018.01.004.
- [19] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani, and S. Sarjana, “Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix,” *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 6, no. 2. 2021, doi: 10.26877/jiu.v6i2.6552.
- [20] F. Rahmad, “Performance Comparison of Anti-Spam Technology Using Confusion Matrix Classification.” 2020.