



InComTech: Jurnal Telekomunikasi dan Komputer
vol.15, no.2, Agustus 2025, 90-98
<http://publikasi.mercubuana.ac.id/index.php/Incomtech>
P-ISSN: 2085-4811 E-ISSN: 2579-6089

Studi Metode Klasifikasi *Machine Learning* dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix* Pada Sistem Pengenalan Bunga

Regina Lionnie*, Mudrik Alaydrus

Teknik Elektro, Universitas Mercu Buana Jakarta

*regina.lionnie@mercubuana.ac.id

Abstrak:

Pengenalan bunga dan klasifikasi bunga adalah suatu tugas yang masih menantang karena beberapa kelas bunga dapat memiliki fitur yang serupa seperti beberapa bunga dari kelas yang berbeda memiliki warna, bentuk dan penampilan yang serupa. Hal ini menyebabkan rendahnya nilai performansi pengenalan karena kesalahan pengenalan. Studi penelitian ini menggabungkan beberapa metode klasifikasi pada machine learning dan kombinasinya dengan metode ekstraksi fitur gray level co-occurrence matrix berbasis pengolahan citra digital. Sistem pengenalan klasifikasi bunga dibagi menjadi dua bagian besar, yaitu metode ekstraksi ciri dan metode klasifikasi. Kemudian proses pengenalan menghasilkan akurasi sistem. Database bunga yang digunakan menggunakan 10 kelas bunga dan setiap kelas bunga berisi 80 citra bunga digital. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode linear discriminant menghasilkan performansi terbaik dengan waktu simulasi tercepat, menghasilkan AUC sebesar 0.72.

This is an open access article under the [CC BY-NC](#) license



Kata Kunci:

Free Range Routing, IPv6, OSPFv3, QoS

Riwayat Artikel:

Diserahkan 15 Juli 2022

Direvisi 21 Agustus 2025

Diterima 28 Agustus 2025

DOI:

10.22441/incomtech.v15i2.16007

1. PENDAHULUAN

Bunga merupakan organ reproduksi pada tumbuhan berbunga (*angiospermae*) dan menjadi salah satu bagian paling beragam sekaligus indah dalam dunia tumbuhan. Struktur bunga tersusun atas beberapa komponen, seperti kelopak, sepal, benang sari, dan putik. Kelopak umumnya berwarna mencolok untuk menarik perhatian penyerbuk, sementara sepal berperan melindungi bunga pada tahap awal pertumbuhan. Bunga hadir dalam berbagai bentuk, ukuran, warna, serta aroma yang

kelas. Keanekaragaman ini biasanya berhubungan erat dengan jenis penyerbuk yang datang. Bahkan, ada bunga yang berevolusi khusus untuk menarik penyerbuk tertentu demi menjamin keberhasilan penyerbukan.

Bunga memiliki nilai ekonomi yang sangat penting. Selain berperan dalam pertanian karena menghasilkan buah dan biji pada berbagai tanaman, bunga juga berkontribusi besar dalam bidang hortikultura dan florikultura. Dalam aspek budaya, bunga sering digunakan sebagai simbol dalam tradisi dan masyarakat, hadir dalam berbagai perayaan, upacara, maupun ritual untuk mewakili perasaan, peristiwa, atau gagasan tertentu. Sejak berabad-abad lalu, sejumlah bunga dimanfaatkan dalam pengobatan tradisional karena mengandung senyawa dengan khasiat terapeutik yang digunakan sebagai bahan obat herbal maupun alami. Namun, keberadaan beberapa spesies bunga kini terancam oleh kerusakan habitat, perubahan iklim, serta aktivitas manusia. Oleh karena itu, berbagai upaya konservasi dilakukan untuk menjaga kelestarian bunga yang terancam punah beserta lingkungannya.

Secara umum, bunga bukan hanya indah dipandang, tetapi juga memiliki peran penting secara biologis, ekologis, maupun budaya, baik di alam maupun dalam kehidupan manusia. Oleh karena itu, pemahaman yang baik mengenai bunga dan jenis-jenisnya sangat diperlukan, terutama untuk mengidentifikasi tanaman baru atau langka. Tanpa pengetahuan yang memadai, banyak tumbuhan bisa dirusak karena dianggap merugikan pertanian atau dijual dengan harga yang jauh di bawah nilai sebenarnya. Hal ini menunjukkan bahwa kurangnya pemahaman terhadap spesies tumbuhan dapat menimbulkan dampak yang merugikan [1].

Mengklasifikasikan berbagai jenis bunga jauh lebih rumit dibandingkan dengan pengenalan objek sederhana seperti kucing atau anjing. Tantangan ini muncul karena banyak spesies bunga memiliki kemiripan ciri, baik dari segi warna, bentuk, maupun tampilan. Selain itu, citra bunga sering kali disertai latar belakang umum seperti daun atau rumput yang menambah kesulitan proses identifikasi. Hingga kini, terdapat sekitar 250.000 spesies tumbuhan berbunga yang terbagi ke dalam kurang lebih 350 famili, sehingga kerumitan klasifikasi semakin meningkat. Akurasi dalam klasifikasi bunga sangat penting karena berkaitan dengan berbagai aplikasi, seperti sistem pencarian berbasis konten untuk representasi bunga, pemantauan tanaman, industri florikultura, identifikasi spesies hidup, hingga media edukasi dalam taksonomi tumbuhan. Metode klasifikasi manual memang memungkinkan, namun sangat memakan waktu, tenaga, dan rentan terhadap kesalahan, terutama ketika berhadapan dengan jumlah data gambar yang besar atau latar belakang yang kompleks. Oleh sebab itu, pengembangan metode segmentasi, deteksi, dan klasifikasi yang andal menjadi kebutuhan penting dalam bidang ini [2].

Sejak tahun 2000, terjadi pergeseran ke arah rekayasa fitur yang lebih canggih dan penggunaan algoritma machine learning tradisional. Para peneliti mulai mengeksplorasi representasi fitur yang lebih diskriminatif dan menggunakan metode klasifikasi seperti *Support Vector Machines (SVM)*, *k-Nearest Neighbors (k-NN)*, dan *decision tree* untuk sistem pengenalan bunga. Meskipun metode ini menunjukkan beberapa peningkatan, metode ini masih dibatasi oleh ketersediaan kumpulan data berkualitas tinggi dan kompleksitas variasi penampilan bunga.

Beberapa studi literatur terkait pengenalan bunga adalah sebagai berikut, Zheng, et al. [3] membahas mengenai klasifikasi bunga yang dapat memfasilitasi berbagai aplikasi pengenalan bunga. Namun, dataset bunga yang ada selama ini digunakan untuk tujuan tugas klasifikasi visual terutama yang berfokus pada gambar dengan

ruang warna RGB. Hal ini membatasi penerapan teknik *deep learning* pada domain tertentu seperti analisis spektral bunga. Dalam penelitian ini, dikumpulkan dataset gambar bunga hiperspektral berskala besar yang dinamakan HFD100 [3]. Dalam paper Patel [4], digunakan metode *convolutional neural network* berdasarkan NAS-FPN dan Faster R-CNN untuk deteksi objek bunga, lokalisasi dan klasifikasi. Menggunakan metode *transfer learning*, model pra-pelatihan yang berbeda termasuk ResNet 50, ResNet 101, Inception ResNet V2, Inception V2, NAS, dan MobileNet V2 dilatih dan dievaluasi pada dataset flower 30 dan dataset flower 102 yang berisi 19679 gambar bunga. Pada paper Cibuk, et al. [5], digunakan metode *hybrid* berbasis *deep convolutional neural networks* (DCNN) yang diterapkan pada klasifikasi spesies bunga. Metode yang diusulkan awalnya menggunakan model DCNN yang telah dilatih sebelumnya untuk melakukan ekstraksi fitur. Untuk tujuan ini, dua arsitektur DCNN populer yaitu, model AlexNet dan VGG16 diadopsi.

Berdasarkan penelitian sebelumnya yang menggunakan teknik pengenalan seperti *deep learning* dan *neural network* memang menghasilkan performa sistem yang baik tetapi membutuhkan gambar bunga pada dataset yang berjumlah sangat banyak. Berangkat dari kekurangan tersebut, penelitian ini akan menggunakan metode *machine learning* untuk melakukan klasifikasi bunga. Beberapa metode klasifikasi *machine learning* yang dibandingkan adalah *support vector machine* (SVM), *linear discriminant* (LD), *Naïve Gaussian Bayes* (NB), *k-nearest neighbor* (k-NN), serta optimasi parameternya. Selain itu penelitian ini juga menggunakan metode ekstraksi fitur *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) menggunakan total dari 800 gambar bunga dalam 10 kelas bunga.

2. METODE

Gray level co-occurrence matrix (GLCM) adalah sebuah metode yang dapat menganalisis tekstur dari citra digital. GLCM diterapkan untuk mendapatkan beberapa fitur yang berpotensi melakukan analisis yang dapat membedakan kelas bunga, yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. GLCM secara matematis dapat dirumuskan dalam (1) dengan m dan n adalah dua piksel keabuan dari citra digital dua dimensi $I(x,y)$ dan $G(i,j)$ adalah nilai GLCM dari dua piksel m dan n [6].

$$G_{m,n}(i,j) = \sum_{x=1}^t \sum_{y=1}^t \begin{cases} 1, & \text{jika } I(x,y) = i \text{ dan } I(x+m,y+n) = j \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

Fitur GLCM yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas dideskripsikan sebagai berikut. Kontras akan menghitung estimasi perbedaan intensitas piksel dan tetangganya yang diterapkan untuk seluruh area gambar, korelasi merepresentasikan korelasi diantara piksel dan tetangganya, energi menghitung relasi diantara piksel dan derajat keacakan pada tekstur gambar, dan homogenitas adalah invers dari pergerakan yang berbeda [6]. Persamaan matematis dari kontras (2), korelasi (3), energi (4), dan homogenitas (5) dijabarkan sebagai berikut, dengan μ adalah rata-rata dan σ^2 adalah nilai varians [7].

$$\text{kontras} = \sum_{i,j=1}^L (i-j)^2 G_{m,n}(i,j) \quad (2)$$

$$korelasi = \sum_{i,j=1}^L G_{m,n}(i,j) \left[\frac{(i-\mu)(j-\mu)}{\sigma^2} \right] \quad (3)$$

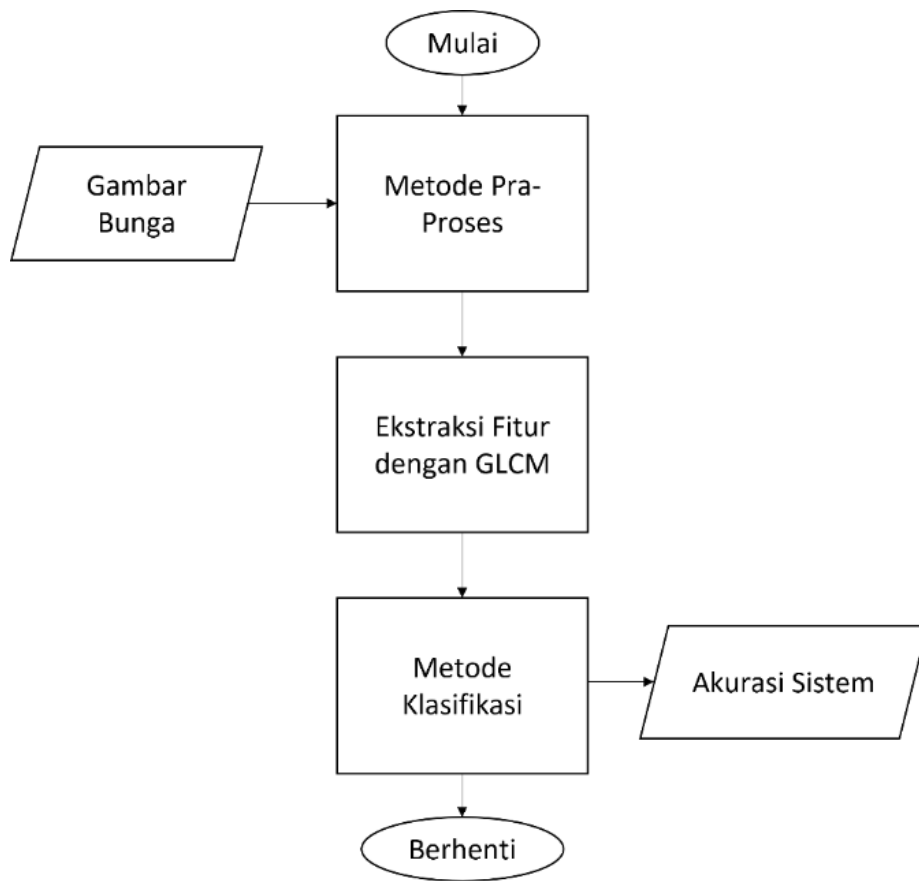
$$energi = \sum_{i,j=1}^L (G_{m,n}(i,j))^2 \quad (4)$$

$$homegenitas = \sum_{i,j=1}^L \frac{G_{m,n}(i,j)}{1+|i-j|} \quad (5)$$

Gambar 1 di bawah ini adalah diagram alir perancangan sistem pengenalan bunga menggunakan metode GLCM dan klasifikasi pada *machine learning*. Inputan untuk sistem berupa citra digital bunga yang diambil dari 10 kelas dan masing-masing kelas berisi 80 gambar bunga. Total gambar yang digunakan adalah 800 gambar. Dataset bunga yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari sumber [8] (<https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/flowers/>).

Gambar 2 menunjukkan contoh gambar bunga yang berasal dari kelas satu (kiri) dan gambar bunga dari kelas dua (kanan). Kemudian sistem akan melakukan ekstraksi ciri dengan metode GLCM. Terdapat empat fitur dari metode GLCM yang digunakan, yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Selanjutnya fitur yang sudah diekstraksi ini akan dilanjutkan pada sistem untuk mengklasifikasikan fitur-fitur tersebut dengan metode klasifikasi pada *machine learning*. Metode klasifikasi *machine learning* yang digunakan dan dibandingkan adalah *support vector machine (SVM)*, *linear discriminant analysis (LDA)*, *Naïve Gaussian Bayes (NB)*, *k-nearest neighbor (k-NN)*. Keluaran sistem berupa nilai akurasi sistem pengenalan klasifikasi bunga. Akurasi adalah perhitungan keberhasilan suatu sistem pengenalan mengenai suatu bunga dengan informasi kelas bunga yang sesuai seperti di dalam basis data.

Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi biner berdasarkan pengklasifikasi linier dengan margin optimal dalam ruang fitur, yang menggunakan prinsip minimisasi risiko struktural dan trik kernel untuk mengubah ruang sampel non-linier menjadi ruang linier, dengan prospek pengembangan yang lebih luas [9]. *Linear Discriminant Analysis (LDA)* umumnya digunakan sebagai reduksi dimensi teknik dalam langkah pra-proses untuk aplikasi klasifikasi dan pembelajaran mesin. Tujuannya adalah untuk memproyeksikan dataset ke ruang dimensi yang lebih rendah dengan pemisahan yang baik antar kelas sehingga menghindari over-fitting dan untuk mengurangi biaya komputasi. Algoritma pembelajaran *supervised* yang digunakan untuk tugas klasifikasi dalam pembelajaran mesin. LDA adalah teknik yang digunakan untuk menemukan kombinasi linear dari fitur-fitur yang paling baik memisahkan kelas-kelas dalam kumpulan data [10]. *Naive Bayes* adalah teknik klasifikasi berdasarkan Teorema Bayes yang mengasumsikan independensi di antara prediktor dan dikenal mengungguli bahkan metode klasifikasi yang sangat canggih, membuatnya sangat berguna untuk kumpulan data yang sangat besar [11]. Algoritma *k-nearest neighbor (k-NN)* adalah *classifier* pembelajaran *supervised* non-parametrik, yang menggunakan kedekatan untuk membuat klasifikasi atau prediksi tentang pengelompokan titik data individual. Meskipun dapat digunakan untuk masalah regresi atau klasifikasi, metode ini biasanya digunakan sebagai algoritma klasifikasi, bekerja dengan asumsi bahwa titik serupa dapat ditemukan di dekat satu sama lain. Metode *k-NN* mengelompokkan data ke dalam kluster atau subset yang koheren dan mengklasifikasikan data yang baru dimasukkan berdasarkan kemiripannya dengan data yang dilatih sebelumnya [12].



Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem Pengenalan Bunga



Gambar 2. Contoh gambar bunga dari kelas satu (kiri) dan kelas dua (kanan) [8].

Sumber: <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/flowers/>

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tabel 1 berikut menunjukkan hasil akurasi masing-masing metode klasifikasi *machine learning* dan waktu komputasi dengan hasil ekstraksi ciri dari GLCM. Ada

empat fitur dari metode GLCM yang digunakan, yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas.

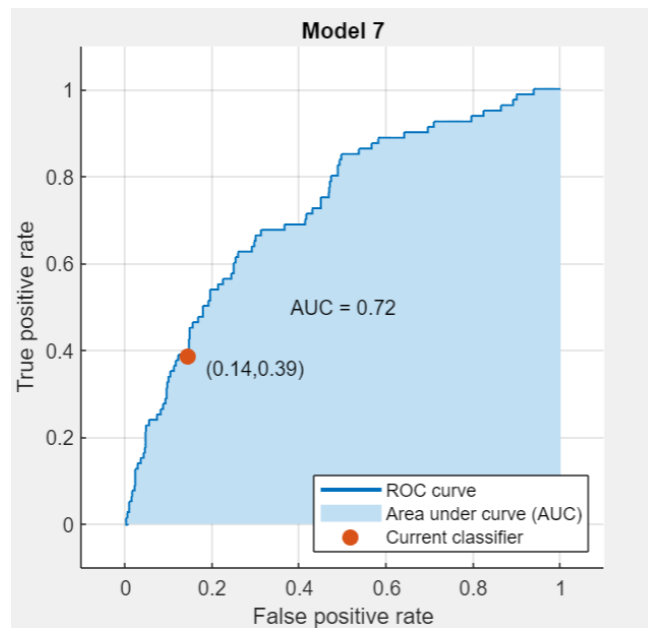
Tabel 1. Hasil Akurasi dan Waktu Komputasi Sistem Pengenalan Bunga

Metode Klasifikasi <i>Machine Learning</i>	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (detik)
<i>SVM Linear</i>	22.9	12.196
<i>SVM Quadratic</i>	23.2	132.05
<i>SVM Cubic</i>	22	733.11
<i>SVM Kernel</i>	17.9	35.14
<i>Linear Discriminant</i>	22.5	2.126
<i>Naïve (Gaussian) Bayes</i>	21	2.3703
<i>k-NN (k=1)</i>	21.2	2.3618

Dari Tabel 1 terlihat bahwa hasil rata-rata menghasilkan akurasi antara 20% dengan waktu tercepat berasal dari metode *Linear Discriminant*. Selanjutnya, analisis lebih dalam dapat dilihat pada Gambar 3 yang menunjukkan hasil *confusion matrix* dari model ini dan Gambar 4 adalah kurva ROC.

Model 7										
True Class	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	31	7	15	1	5	1	1		2	17
	13	9	16	2	20		1	1	1	17
	19	4	24	12	7		1		3	10
	16	2	9	21	11	9	3		2	7
	2	5	1	1	37	3	3	5	10	13
	13	6	7	14	11	3	3	1	7	15
	10	8	5	14	18	4	1	1	4	15
	13	2	13	11	17	3	2	2	9	8
	8	3	6	12	9	3	3	2	15	19
	10	3	4	4	11	2	2	1	6	37
Predicted Class										

Gambar 3. *Confusion matrix* dari Model *Linear Discriminant*



Gambar 4. Kurva ROC dari Model *Linear Discriminant*

Dari Gambar 3 terlihat bahwa dengan menggunakan model *Linear Discriminant*, contohnya pada kelas pertama terlihat bahwa dari 80 gambar yang diuji, sistem pengenalan berhasil mendeteksi dengan benar 31 gambar pada kelas pertama, sedangkan sisanya sistem pengenalan tidak dapat berhasil mendeteksi dengan benar, dengan jumlah terbanyak adalah 17 gambar terdeteksi salah dari kelas kesepuluh. Alasan kesalahan pendeteksi dapat dilihat pada Gambar 5 dibawah ini. Terlihat bahwa bentuk dan warna dari bunga dari kedua kelas ini mirip dan menjadi potensi metode deteksi fitur dan klasifikasi melakukan kesalahan pengenalan.

Selanjutnya pada hasil *confusion matrix* pada Gambar 3 untuk kelas ketujuh hanya berhasil mendeteksi dengan benar satu bunga dari kelas tersebut, sisanya salah pendeteksian dan kesalahan terbanyak dari kelas kelima. Gambar 6 di bawah ini memperlihatkan potensi alasan mengapa terjadi kesalahan pendeteksian. Walaupun warna dari bunga ini berbeda, tetapi struktur dan bentuk latar belakang pada kedua kelas memiliki kemiripan sehingga terjadi kesalahan pendeteksian.



Gambar 5. Contoh gambar bunga dari kelas satu (kiri) dan kelas sepuluh (kanan).



Gambar 6. Contoh gambar bunga dari kelas lima (kiri) dan kelas tujuh (kanan).

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah dengan menggunakan perbandingan berbagai metode klasifikasi *machine learning* terlihat bahwa rata-rata akurasi adalah 20% dengan waktu tercepat diperoleh dari metode *Linear Discriminant Analysis (LDA)*. Hasil AUC dari LCA adalah 0.72. Fitur hasil ekstraksi dari metode GLCM menghasilkan empat yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Selain itu, terlihat dari *confusion matrix* metode LDA bahwa hasil kesalahan pendeteksian terbanyak disebabkan bentuk, warna, dan struktur latar belakang gambar dari beberapa kelas yang memiliki kemiripan sehingga akurasi dari sistem pengenalan yang dihasilkan belum memberikan hasil yang optimal.

Saran dari penelitian ini adalah menggunakan dan membandingkan metode ekstraksi fitur lainnya selain GLCM sehingga hasil akurasi bisa meningkat dan menghasilkan sistem pengenalan bunga yang lebih akurat.

REFERENSI

- [1] B.R. Mete, & Ensari, T. (2019, October). Flower classification with deep cnn and machine learning algorithms. In 2019 3rd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT) (pp. 1-5). IEEE. S. M. Metev and V. P. Veiko, *Laser Assisted Microtechnology*, 2nd ed., R. M. Osgood, Jr., Ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1998.
- [2] H. Hiary, Saadeh, H., Saadeh, M., & Yaqub, M. (2018). Flower classification using deep convolutional neural networks. *IET Computer Vision*, 12(6), 855-862. H. M. Deitel, P. J. Deitel, "Strings and characters," in *Java How To Program*, 4th Ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2002, ch. 10, sec. 5, pp. 542 – 547.
- [3] Y. Zheng, Zhang, T., & Fu, Y. (2021). *A large-scale hyperspectral dataset for flower classification. Knowledge-Based Systems*, 107647.
- [4] I. Patel, & Patel, S. (2020). An Optimized Deep Learning Model For Flower Classification Using NAS-FPN And Faster R-CNN. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 9(03), 5308-5318.
- [5] M. Cibuk, Budak, U., Guo, Y., Ince, M. C., & Sengur, A. (2019). Efficient deep features selections and classification for flower species recognition. *Measurement*, 137, 7-13.
- [6] S. U. Khan, Islam, N., Jan, Z., Haseeb, K., Shah, S. I. A., & Hanif, M. (2022). A machine learning-based approach for the segmentation and classification of malignant cells in breast cytology images using gray level co-occurrence matrix (GLCM) and support vector machine

- (SVM). *Neural Computing and Applications*, 34(11), 8365-8372.
- [7] R. Lionnie, C. Apriono and D. Gunawan, "Face Mask Recognition with Realistic Fabric Face Mask Data Set: A Combination Using Surface Curvature and GLCM," *2021 IEEE International IOT, Electronics and Mechatronics Conference (IEMTRONICS)*, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/IEMTRONICS52119.2021.9422532.
- [8] M.E. Nilsback, & Zisserman, A. (2006, June). A visual vocabulary for flower classification. *In 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)* (Vol. 2, pp. 1447-1454). IEEE.
- [9] Wang, Q. (2022). Support Vector Machine Algorithm in Machine Learning. 2022 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA), 750-756. <https://doi.org/10.1109/ICAICA54878.2022.9844516>.
- [10] Chen, RC., Dewi, C., Huang, SW. et al. Selecting critical features for data classification based on machine learning methods. *J Big Data* 7, 52 (2020). <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00327-4>
- [11] Nayak, N. (2020). Application of Naive Bayes Classifier for Information Extraction. . <https://doi.org/10.31219/osf.io/z7q2e>.
- [12] Taunk, K., De, S., Verma, S., & Swetapadma, A. (2019). A Brief Review of Nearest Neighbor Algorithm for Learning and Classification. 2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS), 1255-1260. <https://doi.org/10.1109/ICCS45141.2019.9065747>.