

IMPLEMENTASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH MONK DENGAN MENGGUNAKAN EKSTRAKSI GRAY-LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)

Dadang Iskandar Mulyana^{1*}, Dewi Riyanti Wibowo²

^{1,2}Teknik Informatika, STIKOM Cipta Karya Informatika
email: mahvin2012@gmail.com^{1*}

Abstrak: Buah Monk merupakan buah asal Cina yang dipercaya memiliki banyak manfaat dan khasiat. Buah yang termasuk dalam keluarga labu ini sering digunakan sebagai pemanis pengganti gula yang baik untuk diet hingga penderita diabetes. Memiliki bentuk bulat agak lonjong dengan warna kulit hijau. Setiap buah memiliki ciri yang digunakan dalam menentukan mutu/kualitasnya. Namun, buah monk segar jarang ditemui di pasaran karena sifatnya yang cepat membusuk. Informasi tingkat kematangan buah Monk sangat diperlukan oleh industri pertanian pada umumnya. salah satu kendalanya yakni identifikasi yang masih dilakukan secara manual. Oleh karena itu diperlukan adanya implementasi dengan metode yang memudahkan industri dalam menentukan tingkat kematangan buah Monk secara efisien. untuk mengenalinya proses pengolahan citra atau yang biasa disebut image processing untuk memperoleh tingkat kematangan buah Monk. Oleh karena itu Peneliti akan menggunakan perhitungan GLCM dan SVM. Pada tahap perhitungan GLCM dilakukan pembentukan matriks dengan sudut arah 0°, 45°, 90° dan 135°. Nilai ciri yang diekstraksi adalah *contrast*, *homogeneity*, *energy* dan *correlation*. Dan SVM merupakan salah satu metode yang digunakan dalam pengolahan citra digital untuk mengekstraksi fitur. Penelitian ini menggunakan 991 dataset buah Monk. Terdapat dua kelas, “Matang” terdiri dari 635 citra dan kelas “Belum Matang” terdapat 356 citra. Berhasil mendapatkan akurasi tertinggi pada C50 yaitu mencapai 89%.

Kata Kunci : Implementasi, GLCM, SVM, Buah Monk

Abstract: Monk fruit is a fruit from China which is believed to have many benefits and properties. This fruit, which belongs to the pumpkin family, is often used as a sweetener, a good substitute for sugar, for dieters and diabetics. It has a slightly oval round shape with a green skin color. Each fruit has characteristics that are used to determine its quality. However, fresh monk fruit is rarely found in the market because it spoils quickly. Information on the maturity level of Monk fruit is needed by the agricultural industry in general. one of the obstacles is helping which is still done manually. Therefore it is necessary to implement a method that facilitates the industry in determining the maturity level of Monk fruit efficiently. to recognize it, the image processing process or what is commonly called image processing is to obtain the maturity level of Monk fruit. Therefore researchers will use GLCM and SVM calculations. At the GLCM calculation stage, a matrix is formed with angles of 0°, 45°, 90° and 135°. The feature values extracted are contrast, homogeneity, energy and correlation. And SVM is one of the methods used in digital image processing to extract features. This study used 991 Monk fruit datasets. There are two classes, "Mature" consists of 635 images and class "Immature" contains 356 images. Managed to get the highest accuracy on the C50, reaching 89%.

Keywords : Implementation, GLCM, SVM, Monk Fruit

PENDAHULUAN

Buah Monk merupakan buah asal China yang konon memiliki banyak manfaat dan khasiat. Buah yang termasuk dalam keluarga labu ini sering digunakan sebagai pemanis, pengganti gula yang baik bagi para pelaku diet dan penderita diabetes. Buah Monk segar berbentuk bulat, agak lonjong dan memiliki warna kulit hijau. Setiap buah memiliki ciri-ciri yang digunakan untuk menentukan kualitasnya, seperti: bentuk, ukuran, warna kulit dan kerusakan/cacat kulit. Namun, buah Monk segar jarang tersedia di pasaran karena cepat busuk. Industri pertanian umumnya membutuhkan informasi tentang tingkat kematangan buah Monk.

Sayangnya, seringkali terdapat kendala untuk menentukan kematangan buah Monk, salah satu kendalanya adalah identifikasi yang masih dilakukan secara manual. Kelemahannya adalah membutuhkan waktu yang relatif lama ketika

identifikasi buah Monk dilakukan secara massal. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang memudahkan industri untuk secara efektif menentukan tingkat kematangan buah Monk. Perkembangan teknologi informasi, termasuk interaksi manusia dengan komputer, saat ini semakin pesat. Salah satunya adalah teknologi image processing yang memungkinkan untuk menyortir dan memeriksa produk pertanian dan sayuran ini secara otomatis.

Ada tahapan untuk mengidentifikasinya, yaitu proses *image processing* atau yang sering disebut *image processing* untuk mengetahui tingkat kematangan buah Monk. Oleh karena itu, peneliti menggunakan perhitungan GLCM dan SVM. Pada tahap perhitungan GLCM, terbentuk matriks dengan sudut 0°, 45°, 90° dan 135°. nilai properti Kontras, homogenitas, energi dan korelasi dibedakan. Dan SVM adalah salah satu metode yang digunakan

dalam pencitraan digital untuk mengekstrak fitur. Teknik ini menghitung jumlah kejadian arah gradien di bagian lokal dari citra digital. Properti pemisahan ini dapat membuat tekstur gradien yang menyerupai bentuk objek aslinya.

TINJAUAN PUSTAKA

Buah Monk

Buah Monk (*Siraitia grosvenorii*) milik keluarga labu. Buah ini dikenal dengan banyak nama antara lain Luo Han Guo (atau Kuo), Buah Arhat, Buah Buddha atau Buah Panjang Umur. Bentuknya bulat, diameter 4-8 cm. Saat segar, warnanya kuning kecokelatan atau coklat kehijauan. Setelah kering, warnanya berubah menjadi coklat. Buah Luo Han Guo selalu dikaitkan dengan kesehatan dan gizi yang melimpah bagi masyarakat Asia. Buah ini ada dan telah dikonsumsi serta digunakan sebagai obat tradisional sejak abad ke-13. Di China, buah Luo Han Guo telah digunakan sebagai obat tradisional. Buah ini bisa dijadikan obat untuk menyembuhkan batuk, asma, bronkitis, faringitis, sembelit, obesitas dan banyak penyakit lainnya. Dalam pengobatan tradisional, buah Luo Han Guo digunakan untuk meredakan sakit paru-paru, sebagai pelembab untuk batuk kering dan radang tenggorokan.

Implementasi

Implementasi merupakan penyediaan sarana untuk melaksanakan sesuatu yang menimbulkan dampak atau akibat terhadap sesuatu [1].

Citra Digital

Pemrosesan citra digital adalah pemrosesan digital dan interpretasi gambar oleh komputer. Masukan untuk pengolahan citra adalah citra, sedangkan keluarannya adalah citra yang telah diproses. Citra digital adalah fungsi $f(x,y)$ dengan M baris dan N kolom, dimana x dan y adalah koordinat spasial dan amplitudo f dari titik koordinat (x,y) disebut intensitas atau skala keabuan dari citra tersebut. Pada titik ini nilai x, y dan nilai rentang f semuanya terbatas dan diskrit [2].

Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Metode yang efektif untuk mengekstrak fitur atau menganalisis pola permukaan. dimana metode ini dapat memberikan informasi detail tentang citra dalam hal klasifikasi dan deteksi tekstur. GLCM dideskripsikan dengan matriks yang berisi frekuensi pasangan dua piksel pada intensitas, jarak, dan arah tertentu untuk mendapatkan lima parameter karakteristik, yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, dan *entropy* dengan arah sudut kombinasi 0° , 45° , 90° , 135° [3].

Ciri tekstur GLCM yang akan digunakan dalam penelitian ini [4]:

1. Contrast

Representasi nilai terhadap variasi tingkat keabuan dalam matriks *co occurrence*.

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

2. Homogeneity

Mengukur tingkat homogenitas atau kesamaan variasi dalam intensitas keabuan citra pada matriks *co-occurrence*.

$$\text{Homogeneity} = \sum_i^{Ng} \sum_j^{Ng} \frac{p(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (2)$$

3. Energy

Untuk memeriksa tingkat keseragaman tekstur. Semakin tinggi nilai energi, semakin seragam tekstur dan semakin rendah variasi intensitas pada citra.

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

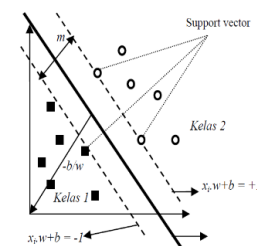
4. Correlation

Nilai ukuran ketergantungan linear antar nilai atas keabuan dalam citra. Berikut persamaan untuk menghitung.

$$\text{Correlation} = \frac{\sum_i \sum_j P_{ij} \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right]}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \quad (4)$$

Support Vector Machine (SVM)

Metode klasifikasi berdasarkan margin diskriminan linier. SVM mencoba menemukan hyperplane terbaik di ruang input. Prinsip dasar SVM adalah pengklasifikasi linier dan dikembangkan lebih lanjut untuk menangani masalah nonlinier. Mengintegrasikan konsep trik inti ke dalam ruang kerja berdimensi tinggi [5].



Gambar 1. Hyperline SVM

Confusion Matrix

Untuk mengukur keefektifan suatu metode klasifikasi. Confusion matrix adalah metode yang dapat digunakan untuk membuat metrik evaluasi yang diukur pada level yang dibuat oleh pengujian

data, seperti *Accuracy Precision, precision, recall*, dan *F1 score* atau *F measure* [6].

		Nilai Aktual	
Nilai Prediksi	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

Gambar 2. Confusion Matrix

Metode menghitung evaluasi dengan menggunakan *Confusion Matrix*.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (6)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$F1 = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (9)$$

METODE

Data Penelitian

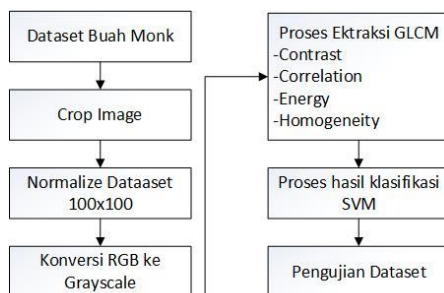
Dataset atau sumber data yang digunakan sebagai obyek penelitian adalah **MIHAI MINUT** melalui website Kaggle yang diunggah oleh **Fruit-262**. Pada penelitian ini, jumlah dataset adalah 991 citra yang dibagi menjadi 2 kategori, dengan data tiap kategori dalam format JPG dan diberi label “Matang” yang didalamnya terdapat gambar buah Monk yang sudah matang, sedangkan yang berlabel “Belum Dewasa” terdapat gambar buah Monk. buah yang belum masak.



(1) (2)

Gambar 3. Dataset buah Monk (1) Belum Matang (2) Matang

Penerapan Metodologi



Gambar 4. Tahapan Penerapan Metodologi

Input Dataset

Dataset penelitian yang digunakan berupa dataset citra buah Monk dengan jenis citra RGB (*Red, Green Blue*). Jumlah dataset 991 terdapat dua kelas, “Matang” terdiri dari 635 citra dan kelas “Belum Matang” terdapat 356 citra.

Table 1. Dataset Monk

Dataset	Jumlah
Monk Matang	635
Monk Belum Matang	356

Preprocessing

Dataset buah Monk yang akan diproses tingkat kematangannya akan melalui tahap *pre-processing*.

Cropping

Proses cropping bertujuan untuk memotong citra yang akan digunakan dan membuang citra yang tidak digunakan.

Resize

Proses resize merupakan proses yang dilakukan untuk mengubah suatu ukuran pixel citra sesuai dengan ukuran 100x100. Agar terhindar dari blurring.

Grayscale

Proses konversi merupakan proses representasi agar dapat terdeteksi ukuran dalam melalui tahapan selanjutnya [7].

Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Ocurrence Matrix (GLCM)

Menggunakan 4 fitur *contrast, correlation, energy* dan *homogeneity* untuk sudut menggunakan arah (0°, 45°, 90°, 135°) dengan nilai jarak ketetanggaan yang digunakan dalam pengujian ini bervariasi [8].

Support Vector Machine (SVM)

Dengan Kernel Linear untuk mencari hasil pengujian yang akurat maka perlu dilakukan lasifikasi dengan algoritma SVM. Konsep SVM dimulai dengan masalah klasifikasi dua kelas yang membutuhkan set pelatihan positif dan negatif. SVM mencoba untuk mendapatkan *hyperplane* (pemisah) terbaik untuk memisahkan dua kelas dan memaksimalkan batasan kedua kelas [9].

Pengujian dan Evaluasi

Melakukan pengujian dataset buah Monk dengan mencari tingkat keberhasilan dan tingkat akurasi tertinggi yang didapatkan melalui *confussion matrix* [10].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap Pemotongan Citra

Proses pemotongan citra dilakukan dengan menggunakan *software Snipping Tool*. Pemotongan citra dilakukan dengan tujuan agar citra yang akan di proses dapat menghasilkan bagian yang tepat untuk proses identifikasi.



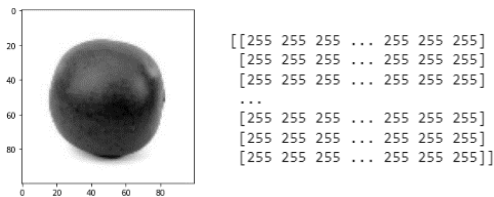
Gambar 5. Cropping citra pada buah Monk

Normalisasi Ukuran Citra (Resize Image)

Proses normalisasi dataset buah Monk akan berukuran sama yaitu diconvert menjadi 100x100 piksel sehingga ukuran pixel yang berada pada ukuran yang sama.

Grayscale

Agar mempermudah pemrosesan citra, *Grayscale* dilakukan untuk ketahap binerisasi citra. Data input citra buah Monk yang telah melalui proses cropping dan Normalisasi kemudian ketahap proses *grayscale*.



Gambar 6. Citra Grayscale buah Monk dan Output Array

Pengujian

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Label	Matang Monk	Belum Matang Monk
Correlation_0	0.880269	0.349163
Correlation_45	0.832899	0.275893
Correlation_90	0.844321	0.278945
Correlation_135	0.836946	0.239567
Homogeneity_0	0.239344	0.028765
Homogeneity_45	0.184097	0.025999
Homogeneity_90	0.187351	0.024671
Homogeneity_135	0.188699	0.023276
Contrast_0	1.552.576.526	2.996.768.947
Contrast_45	2.122.798.937	3.331.476.020
Contrast_90	1.979.977.158	3.322.447.368
Contrast_135	2.071.391.602	3.504.658.420
Energy_0	0.168346	0.009712
Energy_45	0.129497	0.009731
Energy_90	0.131667	0.009582
Energy_135	0.132689	0.009667

Gambar 7. Hasil Pengujian Ekstraksi Fitur

Untuk menyesuaikan data dalam rentang tertentu (dari nilai minimum hingga nilai maksimum), langkah skala min-maks beroperasi dalam rentang 0-1 yang umum digunakan.

Label	Matang Monk	Belum Matang Monk
Correlation_0	0.900560	0.285216
Correlation_45	0.890399	0.242707
Correlation_90	0.865186	0.256858
Correlation_135	0.898581	0.301383
Homogeneity_0	0.310545	0.024802
Homogeneity_45	0.238578	0.018952
Homogeneity_90	0.232822	0.032204
Homogeneity_135	0.250182	0.034096
Contrast_0	0.171061	0.445554
Contrast_45	0.251008	0.443144
Contrast_90	0.229934	0.371049
Contrast_135	0.241382	0.449786
Energy_0	0.234859	0.001841
Energy_45	0.176942	0.001654
Energy_90	0.173582	0.002294
Energy_135	0.182001	0.002151

Gambar 8. Output array GLCM yang telah dinormalisasi

Setelah Dinormalisasikan data tersebut, selanjutnya membagi dataset untuk dataset uji yaitu 80% data latih dan 20% data uji.

Support Vector Machine (SVM)

Klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). SVM menggunakan pustaka dengan penambahan multi-kelas yang tersedia di Python. Kernel dengan Linear SVM dengan nilai parameter C: 1, 5, 7, 10, 15, 25, 50 mendapatkan hasil pelatihan dan pengujian dari dataset buah Monk.

```
Linear SVM value of C:1, training score :0.858586 , Test Score: 0.869347
Linear SVM value of C:5, training score :0.866162 , Test Score: 0.874372
Linear SVM value of C:7, training score :0.863636 , Test Score: 0.879397
Linear SVM value of C:10, training score :0.864899 , Test Score: 0.879397
Linear SVM value of C:15, training score :0.864899 , Test Score: 0.879397
Linear SVM value of C:25, training score :0.863636 , Test Score: 0.879397
Linear SVM value of C:50, training score :0.863636 , Test Score: 0.884422
```

Gambar 9. Akurasi SVM parameter C

Pada Gambar 10 menunjukkan bahwa model SVM akurasi tertinggi dicapai adalah C50 hampir 89%.

```
model = svm.SVC(gamma=0.5, C=50, kernel='poly')
model.fit(train_x,train_y)
model.score(test_x,test_y)

0.8894472361809045
```

Gambar 10. Akurasi C50

Hasil Akhir Pengujian

Hasil dari dataset tersebut adalah tingkat keberhasilan dan tingkat akurasi klasifikasi SVM Linear Kernel C50 dengan pengujian *Confusion Matrix*.

	precision	recall	f1-score	support
BMMonk	0.82	0.87	0.84	68
MatangMonk	0.93	0.90	0.91	131
accuracy			0.89	199
macro avg	0.87	0.88	0.88	199
weighted avg	0.89	0.89	0.89	199

Gambar 11. Confusion Matrix pengujian


```
confusion_matrix(test_y, y_predicted)
array([[ 59,   9],
       [ 13, 118]])
```

Gambar 12. Table Predict Confusion Matrix

Berdasarkan total data diketahui bahwa dari 991 data, 792 merupakan data latih dan 199 merupakan data uji yang diklasifikasikan berdasarkan penerapan tingkat kematangan buah biksu. Label uji prediktif di atas merupakan hasil klasifikasi data uji untuk memprediksi tingkat kematangan buah donat. Data uji buah biksu matang diklasifikasikan sebagai 56 dan 9 buah biksu mentah dan buah biksu mentah diklasifikasikan sebagai 118 dengan 13 buah biksu matang. Hasil dari dataset adalah seberapa besar tingkat keberhasilan dan tingkat akurasi dari nilai C yang berbeda dari metode SVM dapat diperoleh dengan nilai C sebesar 50 dengan menggunakan matriks kebingungan, yaitu tingkat akurasi yang diperoleh adalah 89%.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pembahasan penelitian yang diperoleh pada Diskusi Penelitian Implementasi Kematangan Buah Biksu Berdasarkan Ekstraksi dan Klasifikasi Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM), dapat ditarik kesimpulan implementasi tersebut. Tingkat kematangan buah biksu menggunakan ekstraksi tekstur Grey Level Co-classification dari Contingency Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM). Pengecekan akurasi sistematis untuk metode Support Vector Machine menghasilkan data dengan nilai parameter C=50 dengan range 0,5, menghasilkan resolusi terbaik pada gambar berukuran 100 x 100 piksel, yaitu 89%.

Penulis menyadari masih banyak terdapat kekurangan dan keterbatasan pada penelitian yang telah dilakukan. Oleh karena itu, penulis menyarankan untuk mengembangkan penelitian ini menjadi lebih baik dengan beberapa poin berikut:

1. Dataset yang digunakan dapat lebih dikembangkan, dari segi jumlah data maupun parameter atau atributnya supaya tidak hanya dapat tingkat kematangan.
2. Dapat dikembangkan dengan menggunakan metode ekstraksi fitur lain, seperti ekstraksi warna, atau ekstraksi bentuk.
3. Dapat dikembangkan menggunakan metode klasifikasi lain dengan syarat sampel citra harus lebih banyak.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Novan, I. Sumampouw, and G. Undap, "Implementasi Pembangunan Infrastruktur Desa Dalam Penggunaan Dana Desa Tahun 2017 (Studi) Desa Ongkaw Ii Kecamatan Sinonsayang Kabupaten Minahasa Selatan," *J. Eksek.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–11, 2018, [Online]. Available: https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/jurnal_eksekutif/article/view/21950
- [2] R. U. Marsal, F. Arnia, and R. Adriman, "Enkripsi Dan Dekripsi Citra Menggunakan Modifikasi Algoritma Vigenere Cipher," *KITEKTRO J. Online Tek. Elektro*, vol. 3, no. 3, pp. 6–10, 2018.
- [3] T. Firaz, B. Nusantara, R. D. Atmaja, F. T. Elektro, and U. Telkom, "Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Pria Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM)," *eProceedings Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 2130–2137, 2018.
- [4] A. W. Bawono, B. Hidayat, and S. Nugroho, "Deteksi Area Hutan Berbasis Citra Google Earth Menggunakan Metode Grey-level-co-occurrence Matrix (glcm) Dan Support Vector Machine (svm).," *eProceedings Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 524–530, 2019, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/8702>
- [5] R. Anggraini, "Klasifikasi Jenis Kualitas Keju Dengan Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM) Pada Citra Digital," *e-Proceeding Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 2035–2042, 2017.
- [6] W. Hidayat, M. Ardiansyah, and A. Setyanto, "Pengaruh Algoritma ADASYN dan SMOTE terhadap Performa Support Vector Machine pada Ketidakseimbangan Dataset Airbnb," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 11–20, 2021, doi: 10.29408/edumatic.v5i1.3125.
- [7] J. Algoritme *et al.*, "Identifikasi Cacat Pada Kayu Menggunakan Fitur GLCM Dengan Metode SVM," vol. 3, no. 1, pp. 22–32, 2022.
- [8] Y. D. Pristanti, P. Mudjirahardjo, and A. Basuki, "Identifikasi Tanda Tangan dengan Ekstraksi Ciri GLCM dan LBP," *J. EECCIS*, vol. 13, no. 1, pp. 6–10, 2019.
- [9] I. Monika Parapat and M. Tanzil Furqon, "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 10, pp. 3163–3169, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] D. A. P. Alinur, Sri Lestari, D. I. Mulyana, and W. Saputro, "DSS Sistem Pendukung Keputusan Penilaian Kinerja Guru Terbaik pada TK IT AN-NUR Menggunakan Metode Graphic Rating Scales," *J-ICOM - J. Inform. dan Teknol. Komput.*, vol. 2, no. 2, pp. 57–61, 2021, doi: 10.33059/j-icom.v2i2.3990.
- [11] H. Abijono, P. Santoso, and N. L. Anggreini,

- “Algoritma Supervised Learning Dan Unsupervised Learning Dalam Pengolahan Data,” *J. Teknol. Terap. G-Tech*, vol. 4, no. 2, pp. 315–318, 2021, doi: 10.33379/gtech.v4i2.635.
- [12] F. D. Adinata and J. Arifin, “Klasifikasi Jenis Kelamin Wajah Bermasker Menggunakan Algoritma Supervised Learning,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 229, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3377.
- [13] I. Monika Parapat and M. Tanzil Furqon, “Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 10, pp. 3163–3169, 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [14] S. Novichasari and Y. S. Multimatrix, “PSO-SVM Untuk Klasifikasi Daun Cengkeh Berdasarkan Morfologi Bentuk Ciri, Warna dan Tekstur GLCM Permukaan Daun,” *Jurnal.Unw.Ac.Id*, vol. I, no. 1, pp. 18–21, 2018, [Online]. Available: <http://jurnal.unw.ac.id/index.php/mm/article/view/154>
- [15] A. D. W. Sumari, A. A. Alfian, and C. Rahmad, “Pemilihan Daging Kelapa Bermutu Berdasarkan Warna dan Tekstur untuk Produksi Wingko Berkualitas Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Fusi Informasi,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, p. 587, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834391.