Algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) untuk Klasifikasi Citra Buah Pisang dengan Ekstraksi Ciri *Gray Level Co-Occurrence*

Rifqi Syahrul Ilhamy*1, Ucta Pradema Sanjaya*2

*Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri Bojonegoro Jl. Ahmad Yani No.10, Jambean, Bojonegoro, Indonesia

> ¹rifqisyahrulilhamy@gmail.com ²uctapradema@unugiri.ac.id

Abstract— Banana is one type of fruit that is rich in benefits. Bananas have a soft flesh texture. There are various sizes of bananas based on the type. The color and shape of bananas differentiate one type of banana from another. This research recognizes and classifies bananas based on their skin color by using digital image processing. The gray level co-occurrence matrix (GLCM) feature is an extraction technique commonly used to find features in an image. The classification technique in this study uses the k-nearest neighbors (KNN) algorithm. This study obtained the best accuracy of 76.6% at an angle of 0 degrees with a value of k = 1, 90% accuracy at an angle of 90 degrees with a value of k = 1, and 73% accuracy at an angle of 135 degrees with a value of k = 5, 7, 9.

Keywords— banana, feature extraction, classification, GLCM, KNN

Abstrak— Pisang merupakan salah satu jenis buah yang kaya manfaat. Pisang memiliki tekstur daging yang lembut. Ada berbagai macam ukuran pisang berdasarkan jenisnya. Warna dan bentuk pisang menjadi pembeda jenis pisang yang satu dengan yang lainnya. Dengan menggunakan pengolahan citra digital, penelitian ini melakukan pengenalan dan klasifikasi pisang berdasarkan warna kulitnya. Fitur gray level cooccurrence matrix (GLCM) merupakan teknik ekstraksi yang biasa digunakan untuk mencari ciri dari sebuah gambar. Teknik klasifikasi dalam penelitian ini mengunakan algoritma k-nearest neighbors (K-NN). Penelitian ini memperoleh akurasi terbaik sebesar 76,6% pada sudut 0 derajat dengan nilai k = 1, akurasi 90% pada sudut 45 derajat dengan nilai k = 1, akurasi 86% pada sudut 90 derajat dengan nilai k = 1, dan akurasi 73% pada sudut 135 derajat dengan nilai k = 5, 7, 9.

Kata Kunci-pisang, ekstraksi fitur, klasifikasi, GLCM, KNN

I. PENDAHULUAN

Buah pisang merupakan buah yang kaya manfaat bagi kehidupan manusia. Buah ini bisa dikonsumsi oleh manusia mulai balita hingga lansia. Di Indonesia terdapat kurang lebih 230 jenis pisang, tetapi hanya beberapa jenis saja yang banyak tersedia di pasar.

Pengolahan citra digital saat ini mulai diterapkan dalam berbagai sektor, yaitu sektor industri, sektor kesehatan, dan sektor ilmu komunikasi [1]. Pengolahan citra adalah ilmu

yang berhubungan dengan perbaikan kualitas dan transformasi citra

e-ISSN: 2579-3772

Proses pengambilan informasi dan bentuk citra merupakan bagian dari proses pengolahan citra. Citra terdiri dari data atau informasi yang telah diolah sebelumnya. Hasil dari citra akan disimpan pada memori computer untuk memudahkan akses saat dibutuhkan. Citra dapat diklasifikasikan berdasarkan variabel kelas keluarannya [2].

Irwan Siswanto, dkk. [3] melakukan penelitian dengan algoritme *k-nearest neighbor* untuk mengelompokkan kematangan buah apel manalagi. Akurasi tertinggi adalah dengan menggunakan fitur warna dan yang kedua adalah dengan fitur warna dan tekstur, masing-masing menggunakan 1-NN menghasilkan akurasi 73%. Akurasi yang diperoleh secara keseluruhan adalah dengan menggunakan *nearest mean classifier*, yaitu 70%.

Danar Putra Pamungkas [4] melakukan penelitian terhadap bunga anggrek. Berdasarkan hasil uji dan analisis, tingkat keberhasilan identifikasi bunga anggrek adalah 80%, sedangkan nilai rata-rata yang dihasilkan adalah 77%. Nilai k memiliki pengaruh pada hasil akurasi.

Saifudin dan Abdul Fadlil [5] melakukan penelitian terhadap klasifikasi jenis kayu berdasarkan ciri tekstur menggunakan GLCM. Sebuah sistem yang dibuat untuk mengidentifikasi kayu jati dan kayu mahoni. Hasil akurasi yang diperoleh adalah 82,5%. Hasil tersebut membuktikan bahwa sistem bekerja dengan optimal.

Feri Agustina dan Zulfikar Amri Ardiansyah [6] melakukan penelitian tentang klasifikasi daging ayam berdasarkan tekstur menggunakan GLCM dan metode KNN dengan 80 citra latih dan 20 citra uji. Hasil akurasi yang diperoleh sebesar 85% dengan sudut 0° dan jarak piksel 2. Dengan rincian 17 dari 20 data uji tersebut dihasilkan keluaran yang benar.

Berdasarkan riset terkait yang sudah dilakukan, maka penelitian ini memilih fitur ektrasi *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) dan metode klasifikasi *k-nearest neighbors* (KNN) untuk mengklasifikasikan jenis buah pisang berdasarkan jenisnya.

II. METODOLOGI

Ada beberapa tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini untuk melihat seberapa baik akurasi dari metode yang digunakan. Tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.

A. Dataset

Dataset yang digunakan diambil berdasarkan tiga jenis pisang. Jenis pisang tersebut adalah pisang raja sere, pisang cavendish, dan pisang kepok. Pisang jenis ini banyak ditemui di pasar tradisonal dan pasar modern. Selain mudah didapatkan, ketiga jenis pisang ini memiliki perbedaan warna menurut tingkat kematangannya, tetapi memiliki kemiripan bentuk. Tabel I menunjukkan contoh-contoh gambar yang digunakan sebagai dataset.

Tiap jenis pisang terdiri atas 70 gambar dengan ukuran 258x258 piksel. Jadi, total *dataset* adalah 210 gambar untuk seluruh jenis pisang. Pengambilan data citra dilakukan dengan mengunakan telepon genggap merek Samsung tipe J7 yang memiliki resolusi tangkapan layar 13 megapiksel. Jarak kamera dengan objek citra adalah 25 cm.

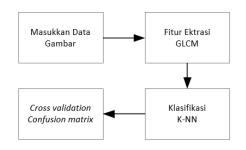
B. Fitur ektraksi tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GCLM)

Tekstur (*texture*) adalah keteraturan pola-pola tertentu yang tersusun dari beberapa piksel pada daerah tertentu dalam citra digital. Informasi tekstur digunakan untuk menentukan ciri permukaan suatu benda dalam citra yang berhubungan dengan ketajaman dan kecerahan, juga ciri spesifik dari ketajaman dan kecerahan permukaan tersebut [7]. Penelitian ini menggunakan GLCM untuk ekstraksi ciri tekstur.

GLCM adalah suatu matrik kookurensi yang berisi angka berdasarkan jumlah kemunculan piksel berdasarkan tingkat keabuan dari tiap piksel tersebut [8]. Pasangan piksel itu berada pada jarak (d) dan sudut tertentu (Θ). Objek orientasi sudut yang sering digunakan yaitu sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° (bisa dilihat pada Gambar 2). Jarak antar piksel orientasi dengan piksel tetangga biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel atau 2 piksel. Dalam penelitian ini menggunakan empat fitur ciri, yaitu: energy, correlation, contrast, dan homogeneity.

Kontras (*contrast*) merupakan nilai yang terdapat pada citra berdasarkan skala keabuan. Dari skala keabuan yang terang hingga skala keabuan gelap pada setiap piksel. Nilai kontras dapat dihitung dengan persamaan 1 berikut ini [9]:

$$Contrast = \sum_{i} \sum_{j} (i - j)^{2} p(i, j)$$
 (1)



Gambar 1 Tahapan penelitian

Korelasi (*correlation*) merupakan nilai yang saling terhubung secara linear berdasarkan tingkat keabuan citra. Nilai korelasi dihitung menggunakan persamaan 2 berikut ini [9]:

$$Correlation = \sum_{i} \sum_{j} \frac{(i - \mu_{i})(j - \mu_{j})}{\sigma_{i}\sigma_{j}}$$
 (2)

Energi merupakan ukuran yang simetris dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks. Semakin simetris nilai piksel ketetanggan, maka semakin tinggi nilai energi yang dihasilkan. Untuk mendapatkan nilai energi, dapat dihitung dengan persamaan 3 berikut ini [9]:

$$Energy = \sum_{i} \sum_{i} p(i, j)^{2}$$
 (3)

Homogenitas merupakan nilai keselarasan ukuran citra berdasarkan skala keabuan. Nilai homogenitas dapat dihitung dengan persamaan 4 berikut ini [9]:

$$Homogenity = \sum_{i} \sum_{j} \frac{p(i,j)}{1 + |i - j|}$$

$$\tag{4}$$

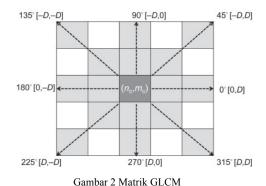
Nilai variabel yang diperoleh dari perhitungan akan digunakan untuk klasifikasi. Perhitungan ini akan memberikan perbedan tekstur pada gambar yang diproses.

C. K-Nearest Neighbors (KNN)

KNN merupakan metode klasifikasi yang memperhitungkan jarak terdekat dari data yang ada dengan menggunakan perankingan. Sifat ketetanggaan ini didapatkan dari perhitungan nilai kemiripan ataupun ketidakmiripan.

TABEL 1
CONTOH GAMBAR JENIS PISANG

No	Jenis pisang	Gambar pisang
1	Raja Sere	
2	Pisang Cavendish	DE TOU
3	Pisang Kepok	



Nilai parameter k pada metode ini digunakan untuk mencari data terdekat atau kemiripan data yang ada pada dataset. Penelitian ini menggunakan nilai k sebesar 1-9. Proses pencarian jarak yang sama ini biasa disebut dengan distance. Dalam perhitungan KNN ada beberapa distance, antara lain euclidian, manhattan, square euclidian, dll. [1][3][4][10]. Percobaan mengunakan euclidian distance adalah untuk mencari kesamaan datanya. Distance sudah banyak digunakan dalam penelitian-penelitian sebelumnya. Oleh karena itu, distance digunakan dalam penelitian ini.

Perhitungan *distance* menggunakan persamaan 5 sebagai berikut [11][12][13]:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{k} (x_i - y_i)^2}$$
 (5)

D. X - Cross Validasi

Cross validation atau validasi silang ini merupakan sebuah teknik untuk melakukan evaluasi pada sebuah model [11][14]. Metode atau cara ini biasa dilakukan untuk mengetahui model yang telah dilaksanakan [15][16]. Cara dari teknik ini adalah membagi dataset menjadi data latih dan data uji (lihat Gambar 3)

Dengan melakukan validasi silang [17], dengan teknik validasi silang, atau cross validation, maka akan didapatkan nilai *true positif, true negative, true negative*, dan *false positive*. Setelah itu, nilainya akan dihitung untuk mendapatkan nilai akurasi mengunakan rumus *confusion matrix* [18].

Persamaan confusion matrix adalah sebagai berikut [19]:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + TN} \tag{6}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk menghitung ekstraksi GLCM disiapkan sebuah matriks 8x8. Matriks GLCM dengan ukuran 8x8 merepresentasikan citra dengan 8 tingkat keabuan. Setiap elemen pada matriks mewakili frekuensi kemunculan pasangan tingkat keabuan yang sama pada citra. Dengan demikian, matriks GLCM 8x8 akan mengandung informasi tentang distribusi tingkat keabuan pada citra dan hubungan an-

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
			Data Pengujian						
			Data Pelatihan						

Gambar 3 Cara membagi dalam X validasi silang

tara tingkat keabuan yang berdekatan. Ekstraksi citra 100x100 piksel menggunakan sebuah aplikasi simulasi. Dari matriks 8X8 akan didapatkan hasil matriks kookurensi yang dijadikan awal perhitungan dalam pencarian nilai *energy, homogenity, contrast*, dan *correlation*.

Kolom dan baris pada Gambar 4 merupakan sebuah contoh hasil dari perhitungan matriks 8X8 yang diambil dari salah satu citra gambar pada *dataset*. Kolom dan baris pada matriks tersebut merupakan kompresi gambar pada *dataset*.

Setelah ditemukan matriks kookurensi, maka tahap selanjutnya adalah menjadikan matriks simetris (lihat Gambar 5). Dengan menjumlahkan matriks kookurensi dan matriks transpos, maka nilai matriks transpos yang diperoleh akan ditukar dari baris menjadi kolom dan kolom menjadi matriks kookurensi.

Setelah diperoleh matriks simetris, selanjutnya dijumlahkan seluruh nilai kemunculan. Pada matriks tersebut diperoleh hasil 19.800. Hasil tersebut akan digunakan untuk normalisasi matriks agar memudahkan tahap penelitian selanjutnya.

0	2	0	1	0	0	0	0
3	110	32	3	0	0	0	0
0	29	127	45	5	0	0	0
0	7	45	408	47	6	0	0
0	0	1	51	1547	100	0	0
0	0	1	1	135	5891	32	0
0	0	0	4	3	81	1183	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4 Matriks kookurensi

Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) untuk Klasifikasi Citra Buah Pisang dengan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence

0	5	0	1	0	0	0	0
5	220	61	10	0	0	0	0
0	61	254	90	6	1	0	0
1	10	90	816	98	7	4	0
0	0	6	98	3094	235	3	0
0	0	1	7	235	11782	113	0
0	0	0	4	3	113	2366	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 5 Matriks simetris

Berikut adalah proses ekstraksi fitur GLCM:

A. Energi

Seluruh kemunculan pada matriks dijumlahkan, maka:

$$Energy = \frac{\begin{pmatrix} 5^2 + 1^2 + 5^2 + 220^2 + 61^2 + 10^2 \\ +61^2 + 254^2 + 90^2 + 6^2 + 1^2 + 1^2 + 10^2 \\ +90^2 + 816^2 + 98^2 + 7^2 + 4^2 + 6^2 \\ +98^2 + 3094^2 + 235^2 + 3^2 + 1^2 + 7^2 \\ +235^2 + 11782^2 + 113^2 + 4^2 + 3^2 + 113^2 + 2366^2 \end{pmatrix}}{19800^2}$$

$$= 0.39557$$

B. Korelasi

C. Kontras

$$Contrast = \frac{1.530}{19.800} = 0,07676$$

D. Homogenity

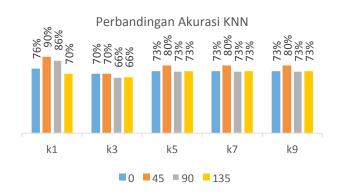
$$H_{(6.6)} = \frac{\frac{2.366}{19.800}}{1+|6-6|} = \frac{2.366}{19.800*(1+|6-6|)}$$
$$= \frac{2.366}{19.800}$$
$$= \frac{18.532}{19.800} + \frac{1.205}{39.600} + \frac{52}{59.400} + \frac{11}{79.200}$$
$$= 0.9659$$

Hasil perhitungan ini kemudian diterapkan pada perangkat lunak simulasi, seperti berikut ini:

```
clc;
clear;
close all;
Img = imread('C1_1.jpg');
%imshow(Img)
I = rgb2gray(Img);
%imshow(I)
glcm = graycomatrix(I,'offset',[0 1]);
grayco =
graycoprops(glcm,{'Contrast','Correlation',
'Energy','Homogeneity'});
fitur(1) = grayco.Contrast;
fitur(2) = grayco.Correlation;
fitur(3) = grayco.Energy;
fitur(4) = grayco.Homogeneity;
```

Program dijalankan menggunakan perangkat lunak simulasi. Diawali dengan 'clc' untuk membersihkan command window, kemudian 'clear' untuk membersihkan workspace, 'close all' untuk menutup hasil pengolahan sebelumnya. Matriks kookurensi yang digunakan sebagai salah satu citra uji diberi nama file 'C1_1.jpg'. Citra tersebut terlebih dahulu diinisiasi, kemudian dibuat perintah untuk mengonversi citra RGB menjadi citra grayscale. Setelah itu, dibuat perintah 'graycomatrix' untuk membuat matriks GLCM. Matriks yang diperlihatkan di atas merupakan hasil dari banyaknya kemunculan kookurensi dari matriks 100x100 piksel.

Pada proses evaluasi digunakan sepuluh *cross validation* dengan nilai 10% dari keseluruhan data akan dijadikan sebagai data uji dan sisanya menjadi data latih. Hasil terbaik dalam menentukan nilai *confusion matrix* adalah melalui proses *cross validation* yang dicapai dengan menggunakan teknik ekstraksi fitur GLCM dan algoritme *k-nearest neighbors*. Pada sudut 0 derajat dan nilai k=1, akurasi yang diperoleh sebesar 76,6%. Pada sudut 45 derajat dan nilai k=1, akurasi yang diperoleh mencapai 90%. Pada sudut 90 derajat dan nilai k=1, akurasi yang diperoleh adalah 86%. Akurasi terbaik diperoleh 73% pada sudut 135 derajat dan nilai k=5, 7, 9. Grafik pada Gambar 6 merupakan hasil pengolahan dengan perangkat lunak simulasi.



Gambar 6 Perbandingan akurasi dengan GLCM

Dari Gambar 6 bisa diketahui bahwa pada setiap sudut yang digunakan dalam metode GLCM bisa terjadi perbedaan akurasi. Dalam pemilihan sudut, nilai-nilai yang digunakan biasa dipakai oleh beberapa penelitian untuk mengevaluasi tekstur yang didapatkan dari metode GLCM. Hal ini berbanding lurus dengan evaluasi keseluruhan apabila keempat sudut digabungkan serta dijadikan variabel dalam penentuan klasifikasi serta dievaluasi dengan *confusion matrix*.

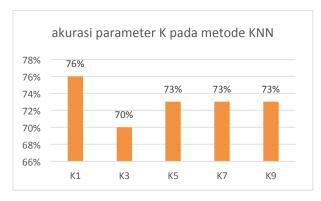
Pada Gambar 7 terlihat bahwa dengan nilai parameter K-1 didapatkan akurasi tertinggi, yaitu 76%. Akurasi terendah didapatkan dengan nilai parameter K-3 dengan nilai akurasi 70%. Nilai parameter k ini merupakan nilai yang didapatkan secara manual. Nilai ini akan digunakan untuk mencari jumlah ketetanggaan terdekat ketika sebuah data memiliki jarak terdekat dengan jarak yang sudah ditentukan.

Dalam penelitian ini digunakan perangkat lunak simulasi berbasis *general user interface*. Contoh proses *running* program yang diimplementasikan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 8.

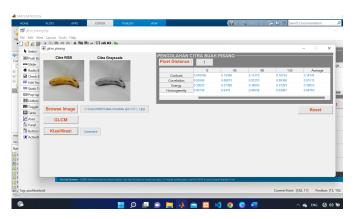
IV. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang dapat ditarik bahwa dalam penelitian ini tingkat warna yang hampir mirip bisa menjadi bias, antara dataset satu dengan yang lain. Diperlukan tekstur yang lebih mencolok untuk bisa mendapatkan hasil yang maksimal. Hal ini terjadi pada dataset pisang raja dan pisang cavendish. Akurasi tertinggi yaitu pada parameter K-1 dengan nilai 76% dan paling rendah yaitu K-3 dengan nilai 70%. Ini didapatkan apabila semua sudut perhitungan GLCM dan nilai variabel yang diperoleh digabungkan untuk membentuk tekstur yang ada.

Dengan ekstraksi fitur GLCM yang dipecah untuk mencari detail pada tiap sudut, lalu diklasifikasi dengan metode algoritme k-nearest neighbors, maka diperoleh hasil terbaik pada sudut 0 derajat dengan nilai k = 1 dan akurasi sebesar 76,6%. Pada sudut 45 derajat dengan nilai k = 1, hasil akurasi yang diperoleh adalah 90%. Pada sudut 90 derajat dengan nilai k = 1, hasil akurasi yang diperoleh adalah 86%. Pada sudut 135 derajat akurasi terbaik pada nilai k = 5, 7, 9 dipero-



Gambar 7 Hasil akurasi pengunaan metode KNN



Gambar 8 Contoh running glcm_pisang

leh hasil 73%. Hasil akurasi ini didapatkan dari hasil uji coba 10 *cross validation* dengan keseluruhan data digunakan 90% data latih dan 10% data uji.

Pada metode KNN tingkat akurasi juga dipengaruhi oleh pemilihan parameter k karena metode tersebut mengharuskan parameter k ditentukan manual. Oleh karena itu, perlu adanya optimasi dalam metode klasifikasi KNN.

DAFTAR REFERENSI

- [1] R. A. Saputra, Suharyanto, S. Wasiyanti, D. F. Saefudin, A. Supriyatna, dan A. Wibowo, "Rice leaf disease image classifications using KNN based on GLCM feature extraction," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1641, no. 1, 2020. DOI:10.1088/1742-6596/1641/1/012080
- [2] Muhathir, M. H. Santoso, dan D. A. Larasati, "Wayang image classification using MLP method and GLCM feature extraction," J. Comput. Sci. Inf. Technol. Telecommun. Eng., vol. 4, no. 2, hlm. 111– 120, 2021. DOI: 10.31289/jite.y4i2.4524
- [3] I. Siswanto, E. Utami, dan S. Raharjo, "Klasifikasi tingkat kematangan buah berdasarkan warna dan tekstur menggunakan metode *k-nearest neighbor* dan *nearest mena classifier*," *Inspir. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 1, hlm. 93, 2020. DOI: http://dx.doi.org/10.35585/inspir.v10i1.2559
- [4] D. T. Worung, S. R. U. A. Sompie, dan A. Jacobus, "Implementasi *k-means* dan KNN pada pengklasifikasian citra bunga," *J. Tek. Inform.*, vol. 15, no. 3, pp. 217–222, 2020. DOI: https://doi.org/10.35793/jti.15.3.2020.31965
- [5] Saifudin dan A. Fadlil, "Sistem identifikasi citra kayu berdasarkan tekstur menggunakan gray level co-occurence matrix (GLCM) dengan klasifikasi jarak euclidean," Sinergi, vol. 19, no. 3, hlm. 181–186, 2015. DOI: http://dx.doi.org/10.22441/sinergi.2015.3.003

- [6] F. Agustina dan Z. A. Ardiansyah, "Identifikasi citra daging ayam kampung dan broiler menggunakan metode GLCM dan klasifikasi-NN," J. Infokam, vol. XVI, no. 1, hlm. 25–36, 2020. DOI: https://doi.org/10.53845/infokam.v16i1.196
- [7] M. Yogeshwari dan G. Thailambal, "Automatic feature extraction and detection of plant leaf disease using GLCM features and convolutional neural networks," dalam *Mater. Today Proc.*, 2021. DOI: https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.03.70
- [8] B. Jabber, K. Rajesh, D. Haritha, C. Z. Basha, dan S. N. Parveen, "An intelligent system for classification of brain tumours with GLCM and back propagation neural network," dalam *Proc. 4th Int. Conf. Electron. Commun. Aerosp. Technol. ICECA* 2020, hlm. 21–25.
- [9] P. N. Andono dan S. H. Nugraini, "Texture feature extraction in grape image classification using k-nearest neighbor," *Resti*, vol. 6, no. 5, hlm. 768–775, 2022. DOI: https://doi.org/10.29207/resti.v6i5.4137
- [10] J. Han dan M. Kamber, Data Mining: Concepts and Techniques, 3rd Ed., USA: Elsevier, 2012.
- [11] C. C. Aggarwal, Data Mining: The Textbook. Springer, 2015.
- [12] A. P. Pawlovsky, "An ensemble based on distances for a KNN method for heart disease diagnosis," dalam *Int. Conf. Electron. Inf. Commun. ICEIC* 2018, hlm. 1–4. DOI: 10.23919/ELINFOCOM.2018.8330570
- [13] M. Faruk dan N. Nafi'iyah, "Klasifikasi kanker kulit berdasarkan fitur tekstur, fitur warna citra menggunakan SVM dan KNN," *Telematika*, vol. 13, no. 2, hlm. 100–109, 2020. DOI: http://dx.doi.org/10.35671/telematika.v13i2.987
- [14] T. W. Schiller, Y. Chen, I. E. Naqa, dan J. O. Deasy, "Modeling radiation-induced lung injury risk with an ensemble of support vector machines," *Neurocomputing*, vol. 73, no. 10–12, hlm. 1861–1867, 2010. DOI: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2009.09.023

- [15] Y. Ji dan S. Sun, "Multitask multiclass support vector machines: Model and experiments," *Pattern Recognit.*, vol. 46, no. 3, hlm. 914–924, 2013
- [16] D. Gil dan M. Johnsson, "Using support vector machines in diagnoses of urological dysfunctions," *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 6, hlm. 4713–4718, 2010. DOI: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.12.055
- [17] I. Mubarog, A. Setyanto, dan H. Sismoro, "Sistem klasifikasi pada penyakit breast cancer dengan menggunakan metode Naïve Bayes," Creat. Inf. Technol. J., vol. 6, no. 2, hlm. 109, 2021. DOI: https://doi.org/10.24076/citec.2019v6i2.246
- [18] A. Damuri, U. Riyanto, H. Rusdianto, dan M. Aminudin, "Implementasi data mining dengan algoritma Naïve Bayes untuk klasifikasi kelayakan penerima bantuan sembako," *J. Ris. Komput.*, vol. 8, no. 6, hlm. 219–225, 2021. DOI: http://dx.doi.org/10.30865/jurikom.v8i6.3655
- [19] P. Zhang, Z. Cui, Y. Wang, dan S. Ding, "Application of BPNN optimized by chaotic adaptive gravity search and particle swarm optimization algorithms for fault diagnosis of electrical machine drive system," *Electr. Eng.*, vol. 104, no. 2, hlm. 819–831, 2022.

Rifqi Syahrul Ilhamy kelahiran Bojonegoro. Saat ini sedang menyelesaikan S1 Program Studi Teknik Informatika di Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri Bojonegoro.

Ucta Pradema Sanjaya, kelahiran Semarang, menyelesaikan studi di Sekolah Tinggi Ilmu Komputer PGRI Banyuwangi dan lulus pada tahun 2013. Menyelesaikan studi pascasarjana di Universitas Dian Nuswantoro pada tahun 2018. Bergabung menjadi staf pengajar di Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri Bojonegoro. Memiliki minat dengan keilmuan *image processing* dan *data mining*.