

Ensiklopedia Digital Varietas Ubi Jalar Berdasarkan Klasifikasi Citra Daun Menggunakan K-Nearest Neighbor

Bahtiar Adi Prasetya¹⁾, Zilvanhisna Emka Fitri²⁾, Abdul Madjid³⁾, dan Arizal Mujibtamala Nanda Imron⁴⁾

^{1, 2)}Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Jember

³⁾Budidaya Tanaman Perkebunan, Jurusan Produksi Pertanian, Politeknik Negeri Jember

⁴⁾Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Jember

^{1, 2, 3)}Jl. Mastrip PO.BOX 164 Jember, 68121

⁴⁾Jl. Kalimantan No. 37, Kampus Tegalboto, Jember, 68121

e-mail: bahtiaradi62@gmail.com¹⁾, zilvanhisnaef@polije.ac.id²⁾, abdul_madjid@polije.ac.id³⁾, arizal.tamala@unej.ac.id⁴⁾

ABSTRACT

Sweet potato is a source of carbohydrates which is an alternative food in order to accelerate food diversification. This is due to the high productivity of sweet potato so it is very profitable to cultivate. Sweet potato has many varieties, one of the differences is observed based on leaf shape which has four kinds of leaf shape, namely cordate, lobed, triangular and almost divided. The problem that often occurs is that many varieties have similarities, causing difficulties in distinguishing sweet potato varieties, especially for novice farmers. To overcome this problem, the researchers created a digital encyclopedia of sweet potato varieties based on leaf shape using computer vision. The parameters used are area, perimeter, metric, length, diameter, ASM, IDM, entropy, contrast and correlation at angles of 0°, 45°, 90° and 135°. The amount of data used is 256 training data and 40 testing data. The K-Nearest Neighbor method is able to classify sweet potato leaf images for digital encyclopedias with an accuracy of 95% with variations in the values of K = 23 and K = 25.

Keywords: Sweet potato leaves, Computer vision, Digital encyclopedia, KNN.

ABSTRAK

Ubi Jalar merupakan sumber karbohidrat yang menjadi pangan alternatif dalam rangka mempercepat diversifikasi pangan. Hal ini disebabkan oleh produktivitas ubi jalar tinggi sehingga sangat menguntungkan untuk diusahakan. Ubi jalar mempunyai banyak varietasnya, salah satu pembedanya diamati berdasarkan bentuk daun dimana mempunyai empat macam bentuk daun yaitu cordate, lobed, triangular dan almost divided. Permasalahan yang sering terjadi yaitu banyaknya varietas mempunyai kemiripan sehingga menimbulkan kesulitan dalam membedakan varietas ubi jalar khususnya bagi petani pemula. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, maka peneliti membuat sebuah ensiklopedia digital varietas ubi jalar berdasarkan bentuk daun menggunakan computer vision. Parameter yang digunakan yaitu area, perimeter, metric, panjang, diameter, ASM, IDM, entropi, kontras dan korelasi pada sudut 0°, 45°, 90° dan 135°. Jumlah data yang digunakan adalah 256 data latih dan 40 data uji. Metode K-Nearest Neighbor mampu mengklasifikasikan citra daun ubi jalar untuk ensiklopedia digital dengan tingkat akurasi 95% dengan variasi nilai K = 23 dan K = 25

Kata kunci: Daun ubi jalar, Computer vision, Ensiklopedia digital, KNN.

I. PENDAHULUAN

Ubi Jalar (*Ipomoea batatas L*) merupakan sumber karbohidrat yang menjadi pangan alternatif dalam rangka mempercepat diversifikasi pangan. Hal ini disebabkan oleh produktivitas ubi jalar tinggi sehingga sangat menguntungkan untuk diusahakan[1]. Produksi ubi jalar mengalami penurunan sebanyak 85,02 ribu ton (3,57%) dan penurunan produksi ubi jalar di Pulau Jawa sebanyak 72,12 ribu ton pada tahun 2015[2]. Ubi jalar mempunyai banyak varietasnya, pembedanya diamati berdasarkan morfologi umbi, batang dan daun. Bila berdasarkan bentuk umbi maka ubi jalar mempunyai sembilan macam bentuk yaitu *round* (bulat), *ovate* (bulat telur), *round elliptic* (bulat jorong), *obovate* (bulat sungsang), *elliptic* (jorong), *oblong* (lonjong), *long elliptic* (jorong memanjang), *long oblong* (jorong memanjang) dan *long irregular* (panjang tidak beraturan). Warna batang uji jalar juga bervariasi mulai dari hijau sampai semua berwarna ungu. Sedangkan bila berdasarkan bentuk daun, ubi jalar mempunyai lima macam bentuk daun

yaitu *cordate*, *lobed*, *triangular*, *hastate* dan *almost divided* dengan ukuran daun yaitu 4,8 cm sampai 9 cm[3].

Permasalahan yang sering terjadi yaitu ubi jalar mempunyai banyak varietas yang mempunyai kemiripan sehingga menimbulkan kesulitan dalam mengklasifikasi jenis ubi khususnya bagi petani pemula[4]. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, maka peneliti membuat sebuah ensiklopedia digital varietas ubi jalar berdasarkan bentuk daun menggunakan gabungan teknik pengolahan citra digital dan *artificial intelligent* atau sering disebut *computer vision*.

Beberapa referensi terkait penelitian ubi jalar yang digunakan pada penelitian ini yaitu rancang bangun perhitungan dimensi daun umbi-umbian menggunakan citra *grayscale* dan *threshold* yang dilanjutkan dengan pemetaan piksel lalu perhitungan luas pada tahun 2013[5]. Kemudian dilanjutkan pada 2017 yaitu pembuatan aplikasi pengenalan ubi jalar berdasarkan pola daun menggunakan *principal component analysis*

dengan uji coba nilai *threshold* 50-100 serta didapatkan akurasi tertinggi sebesar 95%[6]. Klasifikasi jenis umbi juga dilakukan namun berdasarkan bentuk umbi pada ubi kayu (singkong), ubi jalar dan talas menggunakan metode SVM dan K-Nearest Neighbor (KNN) namun hasil akurasi kedua metode klasifikasi tidak baik. Akurasi metode KNN sebesar 23% dan 7% pada metode SVM berdasarkan fitur bentuk, sedangkan pada fitur tekstur, akurasi KNN sebesar 13% dan akurasi SVM sebesar 10%[4]. Meskipun hasil akurasi kedua metode tersebut tidak baik, bisa disimpulkan akurasi metode KNN lebih baik daripada metode SVM. Penelitian terkait daun ubi biasanya juga dilakukan untuk mendeteksi penyakit tanaman berdasarkan citra daunnya seperti deteksi penyakit tanaman ubi kayu berdasarkan daun menggunakan penerapan fitur tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)[7].

Fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) merupakan fitur tekstur yang paling sering digunakan seperti klasifikasi tekstur sel trombosit dengan sel leukosit[8], klasifikasi kerusakan mutu tomat [9], penentuan tingkat kematangan cabe rawit [10], identifikasi kerusakan mutu biji kopi arabika (*Coffea arabica*) di Kabupaten Bondowoso[11] dan analisis kemiripan citra berdasarkan fitur warna tekstur[12]. Selain fitur tekstur, fitur yang digunakan dalam mengklasifikasi daun ubi yaitu fitur morfologi atau bentuk seperti luas area, perimeter, diameter daun dan panjang daun. Hal ini berdasarkan hasil penelitian terdahulu jika pemanfaatan fitur bentuk mampu mengklasifikasi sortir mutu buah naga putih (*Hylocereus undatus*)[13] dan klasifikasi varietas pisang (*Musa paradisiaca*)[14].

Untuk metode klasifikasi yang digunakan yaitu metode K-Nearest Neighbor dimana metode klasifikasi sederhana yang mengklasifikasikan data berdasarkan jarak terdekat dengan nilai K. Selain itu metode KNN mempunyai tingkat akurasi yang cukup tinggi untuk mengklasifikasikan sel trombosit dengan akurasi 83,67%[15], mengklasifikasi abnormalitas sel leukosit untuk deteksi dini Myeloproliferative Neoplasms Syndrome dengan akurasi 94,4%[16] dan mengklasifikasi bakteri penyebab penyakit infeksi saluran pernapasan akut (ISPA) dengan akurasi 91,67%[17].

Berdasarkan uraian diatas maka ensiklopedia digital varietas ubi jalar berdasarkan klasifikasi bentuk daun menggunakan gabungan parameter morfologi dan tekstur serta metode klasifikasi K-Nearest Neighbor, diharapkan mampu mengklasifikasi bentuk daun varietas ubi jalar dengan akurasi yang tinggi.

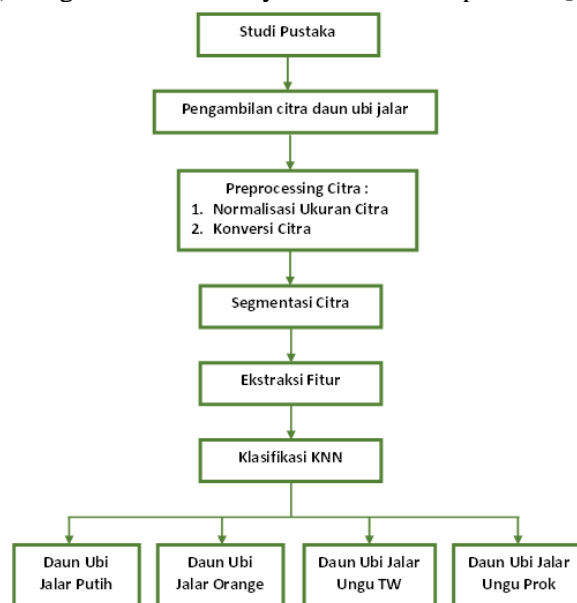
II. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data primer yang diambil sendiri oleh peneliti yang bertempat di Desa Sumpersari, Kecamatan Srono, Kabupaten Banyuwangi. Tahapan penelitian yang

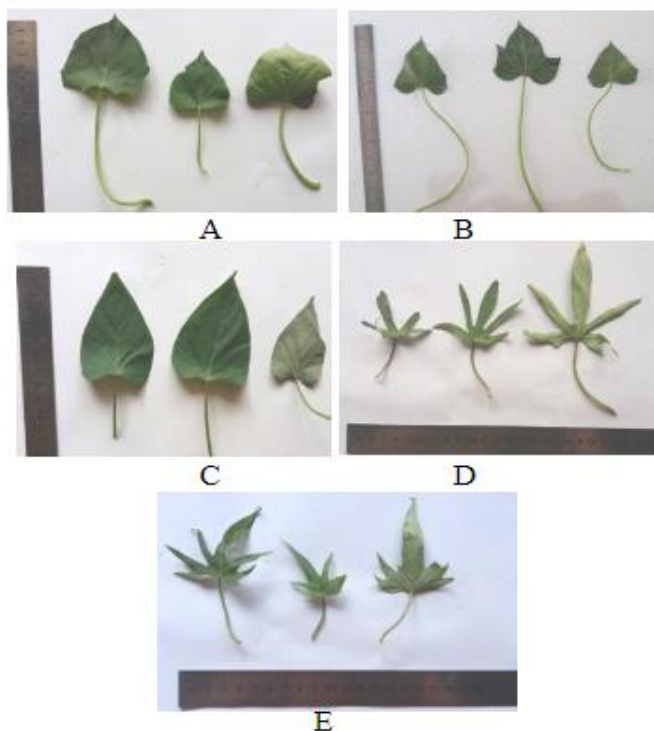
dilakukan pada penelitian ini adalah studi pustaka, pengambilan citra daun ubi, preprocessing citra, segmentasi citra, ekstraksi fitur dan klasifikasi KNN seperti yang digambarkan pada Gambar 1.

A. Studi Pustaka

Ubi jalar mempunyai banyak varietasnya, salah satu pembedanya diamati berdasarkan morfologi umbi, batang dan daun. Berdasarkan bentuk daun, ubi jalar mempunyai lima macam bentuk daun yaitu *cordate*, *lobed*, *triangular*, *almost divided* dan *hastate* (Gambar 2) dengan ukuran daun yaitu 4,8 cm sampai 9 cm[3].



Gambar 1. Tahapan penelitian



Gambar 2. Variasi bentuk daun ubi jalar (a) Cordate, (b) Lobed, (c) Triangular, (d) Almost divided dan (e) Hastate [3].









B. Pengambilan Citra Daun Ubi Jalar

Penelitian ini proses pengambilan citra daun ubi jalar menggunakan bantuan *mini studio box* dan resolusi kamera *smartphone* yaitu 48 MP seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Daun diletakkan didalam *mini studio box* menggunakan *background* putih, jarak antar daun dengan kamera yaitu 30 cm sesuai dengan tinggi dari *mini studio box* tersebut. Sementara daun ubi jalar yang diteliti dibagi menjadi 4 kelas yaitu daun ubi jalar putih, daun ubi jalar orange, daun ubi jalar ungu TW dan daun ubi jalar ungu Prok seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.



Gambar 3. Proses pengambilan citra daun ubi jalar

Tabel 1
BENTUK DAUN UBI JALAR PADA MASING-MASING KELAS

Kelas	Bentuk Daun	Daun	Warna Umbi
Ubi Jalar Putih	Cordate		
Ubi Jalar Orange	Lobed		
Ubi Jalar Ungu TW	Triangular		
Ubi Jalar Ungu Prok	Almost divided		

C. Preprocessing Citra

Pada tahapan ini dilakukan 2 tahapan yaitu proses normalisasi ukuran citra dan konversi citra. Proses normalisasi citra dilakukan untuk menentukan ukuran

tertentu untuk memudahkan dan mengurangi beban komputasi. Ukuran citra asli yaitu 3472 x 3472 piksel menjadi 300 x 300 piksel.

Konversi warna bertujuan untuk memudahkan proses segmentasi dikarenakan ruang warna RGB mempunyai ruang warna yang besar sehingga sulit disegmentasikan[8]. Pada penelitian ini dilakukan konversi ke ruang warna lain seperti ruang warna grayscale dengan persamaan rumus:

$$Grayscale = \frac{R + G + B}{3} \quad (1)$$

Dimana R = citra komponen *red*, G = citra komponen *green* dan B = citra komponen *blue*.

D. Segmentasi Citra

Tahapan segmentasi citra bertujuan untuk memisahkan objek penelitian dengan *background* dengan teknik *thresholding*. *Output* dari proses segmentasi adalah citra biner yang didapatkan menggunakan persamaan rumus[17] :

$$Segmentasi = \begin{cases} 1, & \text{jika } grayscale(x, y) \leq T \\ 0, & \text{jika } grayscale(x, y) > T \end{cases} \quad (2)$$

E. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan tahapan yang bertujuan untuk mengambil fitur yang khas pada objek penelitian. Fitur yang digunakan pada penelitian adalah fitur morfologi dan fitur tekstur. Fitur morfologi yang digunakan yaitu area, perimeter, metric, panjang dan diameter. Sedangkan fitur tekstur GLCM yang digunakan ASM, IDM, entropi, kontras dan korelasi pada setiap sudut 0°, 45°, 90° dan 135°.

F. Klasifikasi K-Nearest Neighbor

Metode *K-Nearest Neighbor* dimana metode klasifikasi sederhana yang mengklasifikasikan data berdasarkan jarak terdekat dengan nilai K. Untuk mencari jarak *Euclidean* menggunakan persamaan rumus :

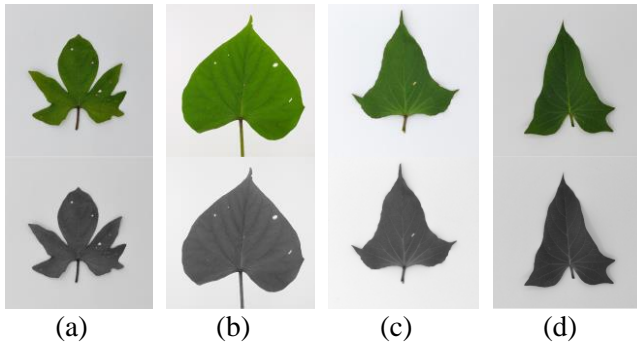
$$Jarak \text{ Euclidean} = \sqrt{\sum_{r=1}^n (Xxr - Xxy)^2} \quad (2)$$

Dimana Xxy adalah data latih dan Xxr adalah data uji

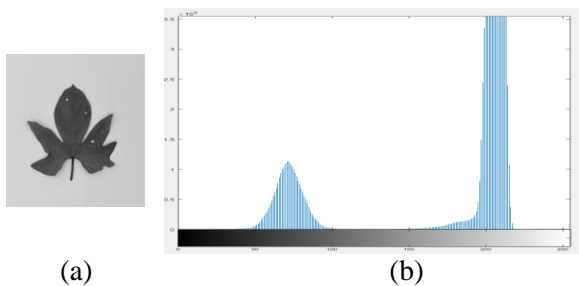
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Salah satu tahapan awal dan menjadi penting adalah tahapan konversi warna. Disebabkan karena ruang warna RGB sulit untuk disegmentasikan. Pada tahapan ini, citra daun ubi jalar dilakukan konversi warna ke ruang warna grayscale menggunakan Persamaan (1) kemudian ditunjukkan pada Gambar 4. Setelah proses konversi ke ruang warna *grayscale*, dilakukan proses segmentasi citra menggunakan Persamaan (2). Untuk mencari nilai ambang *thresholding* (T) didapatkan dari

histogram citra *grayscale* seperti yang ditunjukkan Gambar 5.

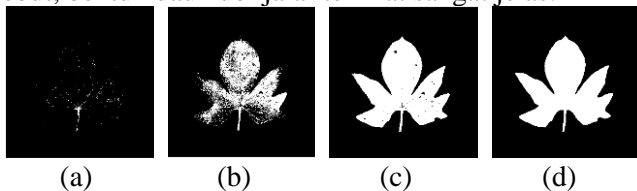


Gambar 4. Hasil konversi ubi jalar (a) Ungu Prok, (b) Putih, (c) Orange dan (d) Ungu TW



Gambar 5. (a) citra grayscale dan (b) histogram citra grayscale

Pada penelitian ini dilakukan penetapan 4 nilai ambang yaitu $T = 50$, $T = 75$, $T = 100$ dan $T = 125$, hasilnya ditunjukkan pada Gambar 6. Berdasarkan hasil pada gambar tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai ambang (T) terbaik yaitu $T = 125$ bila dibandingkan nilai ambang yang lainnya, dikarenakan pada nilai ambang tersebut, bentuk daun ubi jalar terlihat sangat jelas.



Gambar 6. Hasil citra segmentasi pada nilai ambang (a) $T = 50$, (b) $T = 75$, (c) $T = 100$ dan (d) $T = 125$

Proses selanjutnya yaitu proses ekstraksi fitur baik fitur morfologi dan fitur tekstur. Fitur morfologi yang digunakan yaitu area, perimeter, metric, panjang dan diameter pada Tabel 2. Sedangkan fitur tekstur GLCM yang digunakan ASM, IDM, entropi, kontras dan korelasi pada setiap sudut 0° , 45° , 90° dan 135° pada Tabel 3.

TABEL 2.
NILAI RATA-RATA FITUR MORFOLOGI PADA SETIAP KELAS

Fitur	Kelas			
	Ubi Jalar Putih	Ubi Jalar Orange	Ubi Jalar Ungu TW	Ubi Jalar Ungu Prok
Area	26977	9522	19743	6862
Perimeter	794	504	705	813
Metric	0,538	0,471	0,499	0,130
Panjang	142	77	108	115
Diameter	246	132	202	103

TABEL 3.
NILAI RATA-RATA FITUR TEKSTUR SUDUT 0° PADA SETIAP KELAS

Fitur 0°	Kelas			
	Ubi Jalar Putih	Ubi Jalar Orange	Ubi Jalar Ungu TW	Ubi Jalar Ungu Prok
ASM	0,012	0,029	0,025	0,023
IDM	0,729	0,716	0,671	0,714
Entropi	5,256	4,398	4,775	4,599
Kontras	70,770	29,101	31,761	43,984
Korelasi	0,00026	0,00042	0,00036	0,00069

Nilai fitur morfologi dan fitur tekstur merupakan *input* dari metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). Jumlah data yang digunakan adalah 256 data latih dan 40 data uji. Pada penelitian ini, nilai k yang digunakan adalah 3, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23 dan 25 untuk mencari tingkat akurasi pada masing-masing fitur (fitur morfologi, fitur tekstur dan gabungan fitur morfologi dan tekstur) seperti pada Tabel 4.

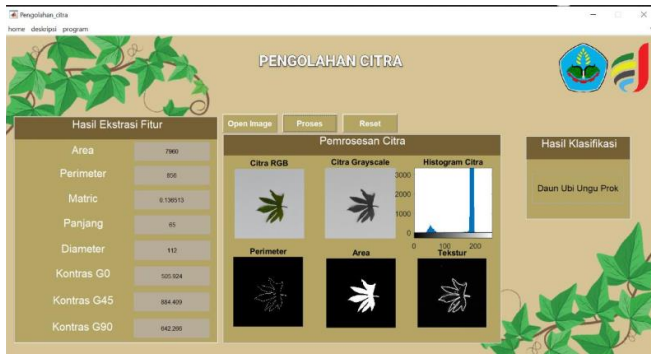
TABEL 4.
TINGKAT AKURASI SISTEM PADA FITUR BERDASARKAN NILAI K

Nilai K	Akurasi Sistem (%)		
	Fitur Bentuk	Fitur Tekstur	Gabungan Fitur
3	90	62,5	85
5	85	70	82,5
7	90	67,5	87,5
9	92,5	62,5	87,5
11	92,5	62,5	87,5
13	90	67,5	90
15	87,5	67,5	87,5
17	87,5	67,5	90
19	90	65	90
21	92,5	62,5	92,5
23	92,5	67,5	95
25	92,5	62,5	95

Tabel 4 menunjukkan bahwa akurasi tertinggi sistem menggunakan fitur bentuk yaitu 92,5% pada variasi nilai K yaitu 9, 11, 21, 23 dan 25. Sedangkan ketika menggunakan fitur tekstur, akurasi tertinggi sistem yaitu 70%. Akurasi tertinggi sistem menggunakan gabungan fitur bentuk dan tekstur yaitu 95% dengan variasi nilai K yaitu 23 dan 25. Hasil tampilan menu pengolahan citra daun ubi jalar yang ditunjukkan pada Gambar 7. Perhitungan akurasi sistem dihitung berdasarkan tabel *confusion matrix* yang ditunjukkan pada Tabel 5.



(a)



(b)

Gambar 7. Tampilan menu (a) deskripsi varietas daun ubi jalar dan (b) pengolahan citra daun ubi jalar

TABEL 5.

CONFUSION MATRIX UNTUK NILAI K = 23 DAN K = 25

Hasil Klasifikasi				Target
A	B	C	D	
10	0	0	0	A = Daun Ubi Jalar Putih
0	10	0	0	B = Daun Ubi Jalar Orange
0	0	10	0	C = Daun Ubi Jalar Ungu TW
0	2	0	8	D = Daun Ubi Jalar Ungu Prok

$$\text{Akurasi} = \frac{TP}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% = \frac{38}{40} \times 100\% = 95\%$$

Berdasarkan hasil Tabel 5, sistem mampu mengklasifikasi 10 data ubi jalar putih, 10 data ubi jalar orange, 10 data ubi jalar ungu TW dengan benar. Sedangkan pada kelas ubi jalar ungu prok, sistem mampu mengklasifikasi 8 data dari 10 data uji dengan benar. 2 data yang seharusnya kelas ubi jalar ungu prok diklasifikasikan menjadi kelas ubi jalar orange. Ketidakbenaran sistem dalam mengklasifikasikan data dikarenakan terdapat kemiripan nilai fitur morfologi dan fitur tekstur pada kelas ubi jalar ungu prok dan kelas ubi jalar orange.

IV. KESIMPULAN

Metode K-Nearest Neighbor mampu mengklasifikasikan citra daun ubi jalar untuk ensiklopedia digital dengan tingkat akurasi 95% dengan variasi nilai K = 23 dan K = 25. Parameter yang digunakan yaitu area, perimeter, metric, panjang, diameter, ASM, IDM, entropi, kontras dan korelasi pada sudut 0°, 45°, 90° dan 135°. Terjadi kesalahan klasifikasi dikarenakan adanya kemiripan nilai fitur morfologi dan fitur tekstur pada kelas ubi jalar ungu prok dan kelas ubi jalar orange.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. E. Yuniyanto *et al.*, *Ekologi Pangan dan Gizi*, 1st ed. Yayasan Kita Menulis, 2021.

[2] Badan Pusat Statistik, "Produksi Tanaman Pangan 2015," 2015.

[3] K. Purbasari and A. R. Sumadji, "Studi Variasi Ubi Jalar (*Ipomoea Batatas L*) Berdasarkan Karakter Morfologi di Kabupaten Ngawi," *Florea : Jurnal Biologi dan Pembelajarannya*, vol. 5, no. 2, p. 78, Nov. 2018, doi: 10.25273/florea.v5i2.3359.

[4] A. Hasanah and N. Nafi, "KLASIFIKASI JENIS UMBI BERDASARKAN CITRA MENGGUNAKAN SVM DAN KNN," *Jurnal SPIRIT*, vol. 12, no. 1, pp. 48–51, 2020.

[5] T. Haryadi, "Rancang Bangun Perhitungan Dimensi Daun Ubi-Umbian Menggunakan Citra Digital," Malang, 2013.

[6] R. Wulanningrum and A. Teguh, "Aplikasi Pengenalan Ubi Jalar Berdasarkan Pola Daun Menggunakan Principal Component Analysis," *Generation Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 7–12, Jan. 2017.

[7] Y. Sari, M. Alkaff, and M. Arif Rahman, "Identifikasi Penyakit Tanaman Ubi Kayu Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Probabilistic Neural Network (PNN)," *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, Jul. 2021, doi: 10.31603/komtika.v5i1.4605.

[8] A. M. Nanda Imron and Z. E. Fitri, "A Classification of Platelets in Peripheral Blood Smear Image as an Early Detection of Myeloproliferative Syndrome Using Gray Level Co-Occurrence Matrix," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1201, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1201/1/012049.

[9] Z. E. Fitri, R. Rizkiyah, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Penerapan Neural Network untuk Klasifikasi Kerusakan Mutu Tomat," *Jurnal Rekayasa Elektrika*, vol. 16, no. 1, pp. 44–49, 2020, doi: 10.17529/jre.v16i1.15535.

[10] Z. E. Fitri, U. Nuhanatika, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Penentuan Tingkat Kematangan Cabe Rawit (*Capiscum frutescens L.*) Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrix," *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan*, vol. 7, no. 1, pp. 1–5, 2020, doi: 10.25047/jtit.v7i1.121.

[11] Z. E. Fitri *et al.*, "Penerapan Fitur Warna dan Tekstur untuk Identifikasi Kerusakan Mutu Biji Kopi Arabika (*Coffea Arabica*) di Kabupaten Bondowoso," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, vol. 15, no. 2, 2021.

[12] M. Sipan, R. Kartika Pramuyanti, and J. Teknik Elektro Fakultas Teknik, "ANALISA CITRA BERBASIS FITUR WARNA TEKSTUR DAN HISTOGRAM UNTUK MENENTUKAN KEMIRIPAN CITRA," *Elektrika*, vol. 11, no. 1, pp. 15–20, 2019.

[13] Z. E. Fitri, A. Baskara, M. Silvia, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Application of backpropagation method for quality sorting classification system on white dragon fruit (*Hylocereus undatus*)," *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*, vol. 672, no. IT Agriculture, pp. 1–6, 2021, doi: 10.1088/1755-1315/672/1/012085.

[14] Z. E. Fitri, W. B. Nugroho, A. Madjid, and A. M. N. Imron, "Comparison of Neural Network Methods for Classification of Banana Varieties (*Musa paradisiaca*)," *Jurnal Rekayasa Elektrika*, vol. 17, no. 2, 2021, doi: 10.17529/jre.v17i2.20806.

[15] Z. E. Fitri, I. K. E. Purnama, E. Pramunanto, and M. H. Purnomo, "A comparison of platelets classification from digitalization microscopic peripheral blood smear," *2017 International Seminar on Intelligent Technology and Its Application: Strengthening the Link Between University Research and Industry to Support ASEAN Energy Sector, ISITIA 2017 - Proceeding*, vol.

2017-Janua, pp. 356–361, 2017, doi: 10.1109/ISITIA.2017.8124109.

- [16] Z. E. Fitri, L. N. Y. Syahputri, and A. M. N. Imron, “Classification of White Blood Cell Abnormalities for Early Detection of Myeloproliferative Neoplasms Syndrome Based on K-Nearest Neighborr,” *Scientific Journal of Informatics*, vol. 7, no. 1, pp. 136–142, 2020, doi: 10.15294/sji.v7i1.24372.
- [17] Z. E. Fitri, L. N. Sahenda, P. S. D. Puspitasari, P. Destarianto, D. L. Rukmi, and A. M. N. Imron, “The Classification of Acute Respiratory Infection (ARI) Bacteria Based on K-Nearest Neighbor,” *Lontar Komputer : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 12, no. 2, pp. 91–101, 2021.