

Perbandingan Algoritma *K-Nearest Neighbor* Untuk Klasifikasi Jenis Mangga Menggunakan Berdasarkan Fitur *Gray Level Co-Occurrence Matric* dan Fitur Warna

Fathur Rizal¹, Nadiyah²
^{1,2} Universitas Nurul Jadid, Probolinggo

Info Artikel

Riwayat Artikel

Diterima: 03-11-2021

Disetujui: 12-12-2021

Kata Kunci

Mangga;
k-Nearest Neighbor;
algoritma genetika;
Gray Level Co-Occurrence Matric;
Fitur Warna;

e-mail*

*fathurrizal1993@gmail.com

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara dengan sumber daya manusia serta sumber daya alam yang memiliki pontesial untuk dapat membangun industri buah nusantara, serta mata pencaharian sebagian besar penduduk indonesia yakni petani. Produksi pertanian diantaranya padi, jagung dan lain-lain [1][2]. Budidaya tanaman kebun jenis buah-buahan di indonesiaa seperti alpukat, nanas, kelengkeng, pisang, mangga dan lain-lain. Sebagian besar penduduk indonesia sangat gemar menanam pohon mangga di halaman rimah atau kebun mereka. Akan tetapi dari kegemaran mereka menanam pohon mangga tidak jarang masyarakat tertipu dengan jenis mangga yang ditanam. Oleh sebab itu dibutuhkan suatu model atau metode untuk dapat mengklasifikasikan jenis mangga serta untuk mengetahui jenis mangga tersebut dapat dilihat dari ciri yang ada seperti bentuk tekstur dan warna. Terdapat beberapa metode yang telah diusulkan serta telah dikerjakan utnuk mengklasifikasikan jenis mangga, akan tetapi hasil rata-rata akurasi yang diperoleh kurang dari 80%. Dalam penelitian ini mengusulkan pendekatan menggunakan *k-nearest neighbor* dengan optimasi algoritma genetika serta menggunakan fitur *gray level co-occurrence matrix* dan fitur warna daun mangga jumlah dataset yang digunakan sebanyak 800 daun citra. Penggunaan algoritma genetika untuk optimasi berhasil meningkatkan nilai akurasi pada metode *k-nearest neighbor*. Akurasi tertinggi terdapat pada nilai $k=3$ yakni 93.50%. Sedangkan metode *k-nearest neighbor* tanpa menggunakan optimasi memperoleh akurasi sebesar 93.00% dengan nilai $k=1$.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara dengan sumber daya manusia serta sumber daya alam yang memiliki pontesial untuk dapat membangun industri buah nusantara, serta mata pencaharian sebagian besar penduduk indonesia yakni petani. Produksi pertanian diantaranya padi, jagung dan lain-lain [1][2]. Budidaya tanaman kebun jenis buah-buahan di indonesiaa seperti alpukat, nanas, kelengkeng, pisang, mangga dan lain-lain. Sebagian besar penduduk indonesia sangat gemar menanam pohon mangga di halaman rumah ataupun dikebun mereka. Banyak cara yang dapat digunakan untuk membedakan jenis mangga seperti salah satunya yakni dengan mengamati tekstur daun, warna, dan bentuk. Akan tetapi tidak jarang pula mayarakat tertipu dengan jenis mangga yang ditanam[3]. Agar dapat mengidentifikasi jenis tanaman dibutuhkan pengetahuan yang mencukupi/mendalam seperti halnya ciri-ciri atau karakteristik yang ada pada setiap jenis tanaman tersebut. Seperti klasifikasi varietas tanaman kelengkeng berdasarkan morfologi daun[4].

Bentuk daun merupakan salah satu dari sekian banyak faktor penting untuk mengklasifikasi suatu jenis tanaman[5]. Pada penelitian-penelitian sebelumnya kebanyakan menggunkan daun untuk mengetahui/mengenali suatu jenis tanaman [6][7]. Fitur-fiur yang ada pada daun seperti fitur tekstur, fitur bentuk ataupun fitur yang lain sangat bermanfaat untuk mengidentifikasi jenis daun [8][9]. Salah satu dari fitur tekstur yakni fitur tekstur *gray level co-occurrence matrix* (GLCM) . GLCM memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan memiliki waktu komputasi yang cepat [10] serta efisien digunakan untuk aplikasi pengenalan pola gambar. Ekstraksi fitur GLCM juga berhasil saat digunakan pada data yang lebih banyak/besar[11]. Selain GLCM, fitur warna [12][13] juga telah terbukti dapat membedakan citra yang didasarkan pada warnanya.

Agustin dan Prasetyo [3] menggunakan k-nearest neighbor (K-NN) dan jaringan saraf tiruan (JST) *backpropagation* berdasarkan fitur tekstur untuk mengklasifikasikan jenis mangga gadung dan mangga curut. Algoritma K-NN mempunyai kelebihan yakni lebih efektif terhadap data latih yang besar sehingga data yang dihasilkan lebih akurat. Sedangkan kelemahannya yakni perhitungan jarak atau k harus dilakukan disetiap query instance bersama-sama dengan seluruh instance dari data latih dampak dari hal tersebut yakni sulit untuk memilih atribut yang dapat memberikan hasil yang terbaik. Oleh karena itu diperlukan seleksi fitur untuk permasalahan tersebut. terdapat beberapa algoritma untuk menangani masalah tersebut diantaranya yaitu algoritma genetika. Algoritma ini dapat mengatasi masalah sulitnya pencarian dan masalah optimasi serta dapat memberikan solusi yang terbaik meskipun membutuhkan waktu eksekusi yang lama dalam perhitungan manual [15][16].

Pada penelitian ini akan membandingkan hasil klasifikasi algoritma KNN dengan algoritma KNN yang dioptimasi dengan algoritma genetika untuk klasifikasi daun mangga dengan menggunakan fitur GLCM dan fitur warna. Jenis mangga yang digunakan yakni terdapat 4 jenis mangga yang terdiri dari mangga gadung, manalagi, arumanis, dan mangga telur.

Gray Level Co-Occurrence Matric (GLCM) merupakan salah satu dari ekstraksi fitur tekstur. GLCM diusulkan oleh Haralick pertama kali pada tahun 1973 dengan banyak fitur 28 untuk menjelaskan pola spasial[26]. GLCM menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua. Pengukuran tekstur pada orde pertama menggunakan perhitungan statistika yang didasarkan pada nilai piksel citra asli semata, seperti varians, dan tidak memperhatikan hubungan ketetangaan piksel. Untuk mendeteksi *co-occurrence* maka fitur yang ada dihitung dengan satu piksel jarak pada empat arah yakni 0^0 , 45^0 , 90^0 , 135^0 [11][26].

Terdapat beberapa cara untuk mendapatkan fitur GLCM yakni berupa : *angular second moment* (ASM), kontras, *inverse different moment* (IDM), entropi, dan korelasi.

1. ASM

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \quad (1)$$

2. Kontras

$$Kontras = \sum_{n=1}^L n \left\{ \sum_{|i-j|=n} GLCM(i, j) \right\} \quad (2)$$

3. IDM

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(GLCM(i, j))^2}{1 + (i - j)^2} \quad (3)$$

4. Entropi

$$Entropi = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j) \log (GLCM(i, j))) \quad (4)$$

5. Korelasi

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (ij)(GLCM(i, j))}{\mu_i' \mu_j'} \quad (5)$$

Fitur warna dapat diperoleh melalui perhitungan statistis seperti rerata, deviasi standar, skewness, dan kurtosis:

1. Rerata

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (6)$$

2. Deviasi

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^2} \quad (7)$$

3. Skewness

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^3}{MN\sigma^3} \quad (8)$$

4. Kurtosis

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu)^4}{MN\sigma^4} - 3 \quad (9)$$

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan salah satu algoritma *supervised learning* yang ada dalam *machine learning*. KNN dapat digunakan sebagai klasifikasi atau prediksi tergantung pada jenis data label [27][28]. KNN dimulai dengan menginisiasi jumlah k. Dalam prediksi, jumlah k dapat berupa bilangan ganjil atau genap, beda halnya dengan klasifikasi yang menggunakan bilangan ganjil. Selanjutnya jarak antara data uji dengan data latih dihitung. Algoritma K-NN bertujuan untuk mengklasifikasi suatu objek baru yang didasarkan pada atribut dan data training sampel. Jarak yang paling sering digunakan untuk menentukan jarak tetangga terdekat pada K-NN yakni jarak *Euclidean Distance*. *Euclidean Distance* dapat didefinisikan seperti berikut:

$$d(X_i, X_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x_i) - a_r(x_j))^2} \quad (10)$$

Keterangan :

$d(X_i, X_j)$: Jarak Euclidean

(x_i) : record ke-i

(x_j) : record ke-j

(a_r) : data ke -r

i, j : 1,2,3. . .n

Genetic Algorithm (GA) atau dalam bahasa indonesia algoritma genetika merupakan suatu metode heuristik yang dikembangkan berdasarkan prinsip genetik dan proses seleksi alamiah Teori Evolusi Darwin [15]. Teori ini dikenal adanya proses seleksi alam yang mempertahankan individu dengan tingkat kebugaran yang tinggi saja untuk bertahan hidup. Begitu pula pada proses pencarian yang berlangsung dalam algoritma genetika. Pencarian dimulai dengan pembangkitan sejumlah “individu” secara acak yang disebut dengan kromosom. Kromosom-kromosom yang tersebut merupakan representasi calon penyelesaian yang akan diperiksa nilai yang sebenarnya. GA merupakan metode adaptif dan sering digunakan untuk memecahkan masalah optimasi [17].

2. METODE

Metode yang digunakan dalam pelaksanaan penelitian yang telah dilakukan meliputi beberapa tahapan yakni:

1. Pengumpulan data

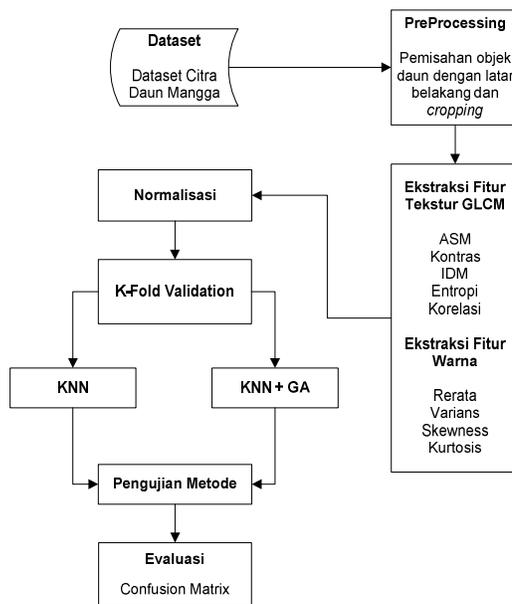
Citra daun mangga diperoleh menggunakan kamera digital *canon ixus 285 hs*. Banyak citra daun yang diperoleh dari keseluruhan jenis daun yakni 800 citra daun, yang mana masing-masing jenis daun sebanyak 200 citra daun yakni daun mangga manalagi, gadung, arumanis, dan telur.

2. Pengolahan data awal

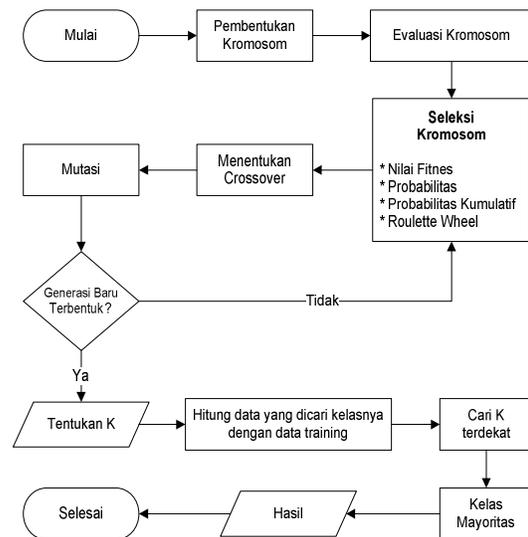
Tahapan selanjutnya setelah memperoleh citra daun yakni melakukan *preprocessing* dengan menggunakan *k-meas clustering* untuk memisah objek dengan latar belakangnya

3. Metode, Eksperimen dan Pengujian Metode

Menjelaskan tentang alur atau tahapan – tahapan pengujian metode atau algoritma yang akan digunakan pada penelitian yang dapat dilihat pada gambar 1 dan gambar 2.



Gambar 1. Alur Pengujian Algoritma



Gambar 2. Pengujian KNN dengan GA

4. Evaluasi dan Validasi

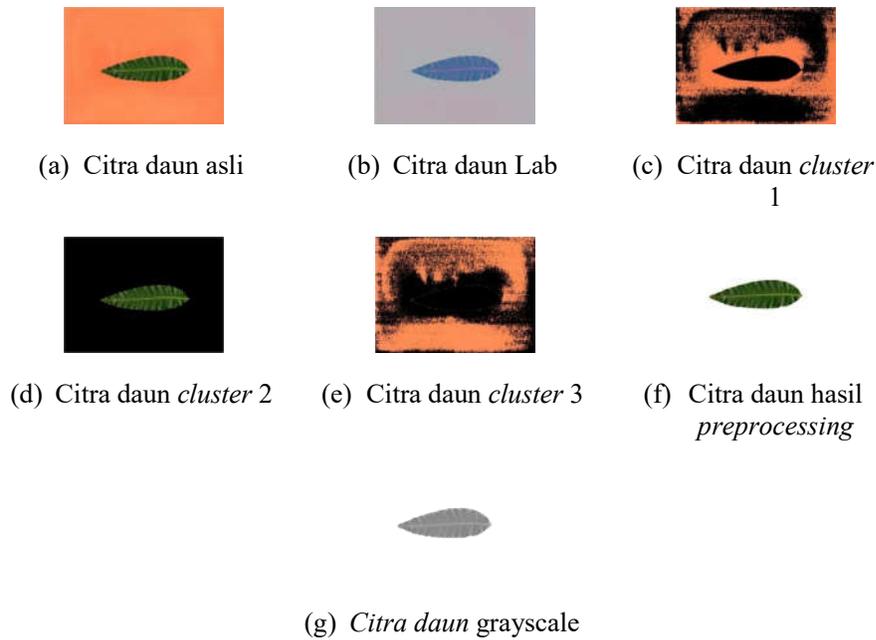
Validasi yang digunakan dalam penelitian ini yakni *k-fold cross validation* dengan menggunakan $k=10$. Nilai $k=10$ pada *k-fold cross validation* sudah menjadi dasar dan banyak digunakan dalam banyak penelitian karena *10-fold cross validation* dinyatakan dapat meningkatkan hasil dari suatu eksperimen [32].

Evaluasi yakni dilakukan dengan mengamati hasil dari eksperimen pada dataset yang digunakan dengan menggunakan metode/algoritma yang telah diusulkan. Pengukuran kinerja metode/algoritma yang diusulkan yakni dengan membandingkan nilai tingkat akurasi pada *confusion matrix* di masing-masing metode, sehingga dapat diketahui metode/algoritma mana yang mempunyai tingkat akurasi yang tinggi.

5. HASIL DAN PEMBAHASAN

Preprocessing

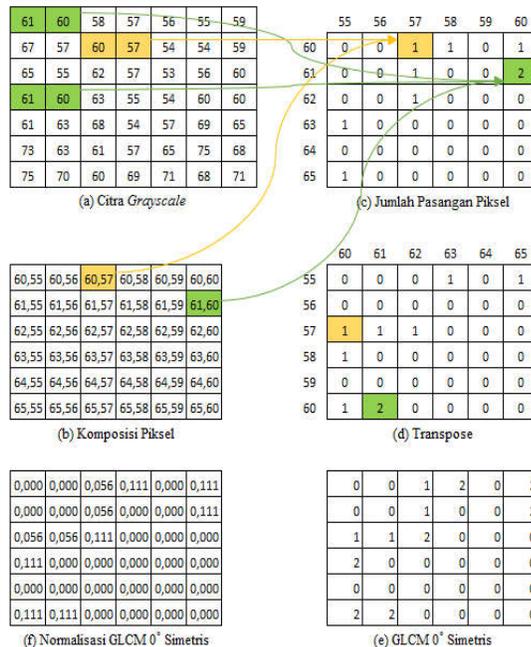
Proses *preprocessing* yang dilakukan dalam penelitian ini yakni menghilangkan noise dan melakukan *cropping* objek citra gambar digital daun mangga supaya dapat membedakan antara warna objek dengan warna latar belakangnya. Algoritma yang digunakan yakni *k-meas clustering*. Berikut tahapan-tahapannya:



Gambar 3. Tahapan *preprocessing* citra daun mangga

Ekstraksi Fitur GLCM

Percobaan yang dilakukan dalam penelitian ini yakni ekstraksi fitur tekstur glcm. Arah GLCM yang digunakan pada penelitian ini yakni 0^0 , 45^0 , 90^0 , 135^0 . Adapun contoh perhitungan GLCM 0^0 dapat dilihat dibawah ini :



Gambar 4. 2 Contoh perhitungan GLCM arah 0^0

Untuk perhitungan GLCM dengan arah 45^0 , 90^0 , 135^0 tahapan-tahapan yang dilakukan sama dengan tahapan GLCM dengan sudut 0^0 akan tetapi beda pada koordinatnya pikselnya saja. Selanjutnya yakni menghitung atribut/fitur yang terdapat pada fitur tekstur GLCM yakni *Angular Second Moment* (ASM), *Inverse Different Moment* (IDM), kontras, korelasi dan entropi dengan menggunakan rumus (1) hingga (5).

Ekstraksi Fitur Warna

Eksperimen selanjutnya yakni melakukan ekstraksi fitur warna. Fitur warna diperoleh melalui perhitungan statistis yakni rerata, deviasi standar, *skewness*, dan kurtosis dengan menggunakan rumus (6) hingga (9).

Hasil Percobaan K-Nearest Neighbor

Percobaan yang dilakukan dengan algoritma *k-nearest neighbor* menggunakan nilai *k* ganjil yakni $k = 1$, $k = 3$, $k = 5$, $k = 7$, dan $k = 9$. Hasil percobaan algoritma *k-nearest neighbor* pada dataset daun mangga dengan menggunakan *tools rapidminer* dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4. 1 Hasil percobaan K-NN

NILAI K	AKURASI
1	93.00%
3	91.38%
5	89.62%
7	89.88%
9	90.25%

Hasil percobaan yang dilakukan akurasi tertinggi terdapat pada nilai $k = 1$ dengan akurasi sebesar 93.00%, kemudian dilanjut dengan $k=3$ dengan akurasi 91.38%, nilai $k=9$ memperoleh akurasi 90.25% sedangkan nilai $k=7$ memperoleh akurasi 89.88%. Akurasi terendah diperoleh dengan nilai $k = 5$ dengan akurasi 89.62%

Hasil Percobaan K-Nearest Neighbor dengan Algoritma Genetika

Tahap selanjutnya yakni melakukan percobaan dengan metode *k-nearest neighbor* yang di optimasi dengan algoritma genetika untuk meningkatkan nilai akurasi. Hasil percobaan metode *k-nearest neighbor* dengan optimasi algoritma genetika pada dataset daun mangga dengan menggunakan *tools rapidminer* dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 4. 2 Hasil Percobaan K-NN+GA

NILAI K	AKURASI
1	93.38%
3	93.50%
5	91.12%
7	90.12%
9	89.38%

Hasil percobaan yang dilakukan dengan KNN+GA akurasi tertinggi terdapat pada nilai $k = 3$ dengan akurasi sebesar 93.50%, kemudian dilanjut dengan $k = 1$ dengan akurasi 91.38%, nilai $k = 5$ memperoleh akurasi 91.12% sedangkan nilai $k = 7$ memperoleh akurasi 90.12%. Akurasi terendah diperoleh dengan nilai $k = 9$ dengan akurasi 89.38%

Perbandingan Hasil Eksperimen Metode K-NN dan K-NN + GA

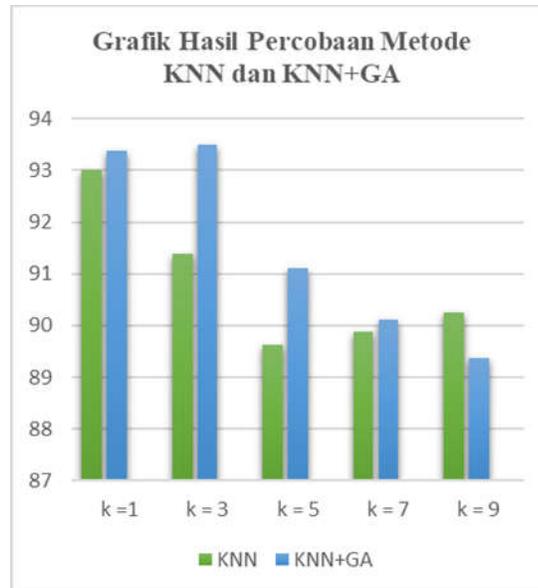
Hasil eksperimen yang dilakukan dengan metode *k-nearest neighbor* dan *k-nearest neighbor* + algoritma Genetika, dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 4. 2 Hasil percobaan metode K-NN+GA

NILA I K	KNN	KNN+GA
1	93.00%	93.38%
3	91.38%	93.50%
5	89.62%	91.12%
7	89.88%	90.12%
9	90.25%	89.38%

Dari hasil perbandingan metode pada tabel 4.10, akurasi tertinggi pada metode KNN terdapat pada nilai $k=1$ yakni 93.00% dan nilai terendah terdapat pada nilai $k=5$ yakni 89.62%. Untuk metode KNN yang dioptimasi menggunakan algoritma genetika, akurasi tertinggi diperoleh pada nilai $k=3$ yakni 93.50% serta nilai terendah terdapat pada nilai $k=9$

yakni 89.38%. Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa metode KNN dengan optimasi algoritma genetika dapat meningkatkan nilai akurasi pada setiap nilai k pada KKN, akan tetapi pada metode KNN+GA yang menggunakan nilai $k=9$ memiliki penurunan dari metode KNN tanpa optimasi algoritma genetika, yakni dari akurasi 90.25% menjadi 89.38%. Dari hasil perbandingan metode pada tabel 4.10 dapat pula dibentuk dalam gambar grafik seperti gambar dibawah ini:



Gambar 4.3 Grafik perbandingan Algoritma

6. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada penelitian ini melakukan percobaan menggunakan metode *k-nearest neighbor* dengan optimasi algoritma generika (*genetic algorithm*). Dari hasil percobaan yang sudah dilakukan, penggunaan algoritma genetika pada metode KNN terbukti bisa meningkatkan nilai akurasi, akurasi tertinggi pada metode KNN terdapat pada nilai $k=1$ yakni 93.00% dan nilai terendah terdapat pada nilai $k=5$ yakni 89.62%. Untuk metode KNN yang dioptimasi menggunakan algoritma genetika, akurasi tertinggi diperoleh pada nilai $k=3$ yakni 93.50% serta nilai terendah terdapat pada nilai $k=9$ yakni 89.38%. Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa metode KNN dengan optimasi algoritma genetika dapat meningkatkan nilai akurasi pada setiap nilai k pada KKN, akan tetapi pada metode KNN+GA yang menggunakan nilai $k=9$ memiliki penurunan dari metode KNN tanpa algoritma genetika, yakni dari akurasi 90.25% menjadi 89.38%.

Pada penelitian ini hanya menguji serta mencari model terbaik antara algoritma *k-nearest neighbor* dan algoritma *k-nearest neighbor* yang di optimasi dengan algoritma genetika pada klasifikasi jenis mangga berdasarkan tekstur daun dan fitur warna. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya dapat diimplementasikan kedalam suatu aplikasi yang dapat digunakan oleh pengguna untuk mengklasifikasikan jenis mangga. Diharapkan untuk penelitian selanjutnya menambahkan fitur yang telah digunakan dengan fitur-fitur yang mendukung untuk proses klasifikasi jenis mangga, seperti halnya fitur bentuk.

7. DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. H. Informasi Publik, "Kementrian Pertanian RI," 15 November 2016. [Online]. Available: http://www.pertanian.go.id/ap_posts/detil/740/2016/11/15/15/50/12/Kekayaan%20Buah%20Tropis%20Nusantara%20dari%20Indonesia%20untuk%20Dunia. [Diakses 02 Agustus 2017].

- [2] T. K. ESDM, “Kementrian Energi dan Sumber Daya Mineral Republik Indonesia,” 17 November 2016. [Online]. Available: <https://www.esdm.go.id/en/media-center/news-archives/fruit-indonesia-2016-kekayaan-buah-tropis-nusantara-dari-indonesia-untuk-dunia>. [Diakses 02 Agustus 2017].
- [3] S. Agustin dan E. Prasetyo, “Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Gadung dan Curut Berdasarkan Tekstur Daun,” *SESINDO*, 2011.
- [4] H. Syahputra dan A. Harjoko, “Klasifikasi Varietas Tanaman Kelengkeng Berdasarkan Morfologi Daun Menggunakan Backpropagation Neural Network dan Probabilistic Neural Network,” *IJCCS*, vol. 05, p. 03, 2011.
- [5] M. F. A. Jabal, S. Hamid, S. Shuib dan I. Ahmad, “Leaf Features Extraction And Recognition Approaches To Classify Plant,” *Journal of Computer Science* , vol. 9, pp. 1295-1304, 2013.
- [6] G. Cerutti, L. Tougne, D. Coquin dan A. Vacavant, “Leaf margins as sequences: A structural approach to leaf identification,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 49, p. 177–184, 2014.
- [7] A. Kadir, L. E. Nugroho, A. Susanto dan P. I. Santosa, “Leaf Classification Using Shape, Color, and Texture Features,” *International Journal of Computer Trends and Technology*, pp. 225-230, 2011.
- [8] C.S.Sumathi dan A. Kumar, “Neural Network based Plant Identification using Leaf Characteristics Fusion,” *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)*, vol. Volume 89 – No.5, pp. 31-35, 2014.
- [9] A. Kadir, L. E. Nugroho, A. Susanto dan P. Santosa, “Neural Network Application on Foliage Plant Identification,” *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887)*, vol. Volume 29 – No.9, pp. 15-22, 2011.
- [10] P. Mohanaiah, P. Sathyanarayana dan L. GuruKumar, “Image Texture Feature Extraction Using GLCM Approach,” *International Journal of Scientific and Research Publications*, vol. 3, no. 5, 2013.
- [11] B. Akkoç, A. Arslan dan H. Kök, “Gray level co-occurrence and random forest algorithm-based gender determination with maxillary tooth plaster images,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 73, p. 102–107, 2016.
- [12] H. Yu, M. Li, H.-J. Zhang dan J. Feng, “Color Texture Moments For Content-Based Image Retrieval,” *IEEE ICIP*, pp. 929-932, 2002.
- [13] V. Chitkara, M. A. Nascimento dan C. Mastaller, “Content-Based Image Retrieval Using Binary Signatures,” *Technical Report TR 00-18*, pp. 1-17, 2000.
- [14] S. Y. Riska, L. Cahyani dan M. I. Rosadi, “Klasifikasi Jenis Tanaman Mangga Gadung dan Mangga Madu Berdasarkan Tulang Daun,” *Jurnal Buana Informatika*, Vol. %1 dari %2Volume 6, Nomor 1, pp. 41-50, 2015.
- [15] Z. Zuhri, Algoritma Genetika Metode Komputasi Evolusioner untuk Menyelesaikan

Masalah Optimasi, Yogyakarta: ANDI, 2014.

- [16] A. Jain, D. S. Jain dan D. P. Chande, "Formulation of Genetic Algorithm to Generate Good Quality Course Timetable," *International Journal of Innovation, Management and Technology*, vol. 1, no. 3, pp. 248-251, 2010.
- [17] E. Noersasongko, F. T. Julfia, A. Syukur, Purwanto, R. A. Pramunendar dan C. Supriyanto, "A Tourism Arrival Forecasting using Genetic Algorithm based Neural Network," *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 9, no. 4, pp. 1-5, 2016.
- [18] T. Munisami, M. Ramsurn, S. Kishnah dan S. Pudaruth, "Plant leaf recognition using shape features and colour histogram with k-nearest neighbor classifiers," *Procedia Computer Science Second International Symposium on Computer Vision the Internet*, vol. 58, pp. 740-747, 2015.
- [19] S. G. Wu, F. S. Bao, E. Y. Xu, Y.-X. Wang, Y.-F. Chang dan Q.-L. Xiang, "A Leaf Recognition Algorithm for Plant Classification Using Probabilistic Neural Network," *Signal Processing and Information Technology*, pp. 1-6, 2007.
- [20] M. E. Rahmani, A. Amine dan M. R. Hamou, "Plant Leaves Classification," *The First International Conference on Big Data, Small Data, Linked Data and Open Data*, pp. 70-80, 2015 .
- [21] R. A. Pramunendar dan C. Supriyanto, "Klasifikasi Kualitas Kayu Kelapa Menggunakan Gray-Level Co-Occurrence Martix Berbasis Backpropagation dan Algoritma Genetika," *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi Terapan*, pp. 250-253, 2014.
- [22] R. A. Pramunendar, C. Supriyanto, D. H. Novianto, I. N. Yuwono, G. F. Shidik dan P. N. Andono, "A Classification Method of Coconut Wood Quality Based on Gray Level Co-occurrence Matrices," *International Conference on Robotic, Biomimetics, Intelligent Computational System (ROBIONETICS)*, pp. 254-257, 2013.
- [23] Y. Sari dan R. A. Pramunendar, "Classification Quality of Tobacco Leaves as Cigarette Raw Material Based on Artificial Neural Networks," *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)*, vol. 50, no. 3, pp. 147-150, 2017.
- [24] T. Acharya dan A. K. Ray, *Image Processing Principles and Applications*, Canada: John Wiley & Sons, Inc, 2005.
- [25] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*, Penerbit Andi, 2010.
- [26] A. Kadir dan A. Susanto, *Teori Dan Aplikasi Pengolahan Citra*, Yogyakarta: Andi Publisher, 2013.
- [27] J. Han, M. Kamber dan J. Pei, *Data Mining Concepts and Techniques Third Edition*, 225 Wyman Street, Waltham, MA 02451, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2011.
- [28] F. Gorunescu, *Data Mining Concept, Models and Techniques*, Verlag Berlin Heidelberg: Springer, 2011.

- [29] R. L. Haupt dan S. E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms Second Edition*, Canada: John Wiley & Sons, Inc, 2004.
- [30] A. K. Santra dan C. J. Christy, "Genetic Algorithm and Confusion Matrix for Document Clustering," *IJCSI International Journal of Computer Science*, vol. 9, no. 1, pp. 322-328, 2012.
- [31] M. Sokolova dan G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Information Processing and Management*, vol. 45, p. 427–437, 2009.
- [32] I. H. Witten, E. Frank dan M. A. Hall, "Data Mining," dalam *Practical Machine Learning Tools and Techniques Third Edition*, Burlington, Elsevier, 2011, p. 177.
- [33] A. B. Hassanat, M. A. Abbadi, G. A. Altarawneh dan A. A. Alhasanat, "Solving the Problem of the K Parameter in the KNN Classifier Using an Ensemble Learning Approach," *International Journal of Computer Science and Information Security*, vol. 12, no. 8, pp. 33-39, 2014.